

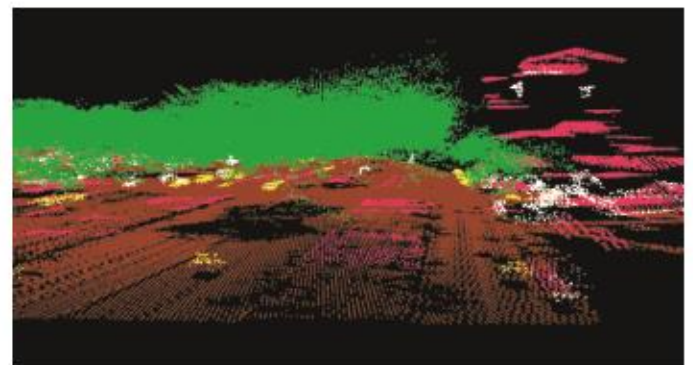
第十九卷第一期
中華民國一〇三年十一月

ISSN 1021-8661



航測及遙測學刊

中華民國航空測量及遙感探測學會出版



Journal of Photogrammetry and Remote Sensing

Volume 19 No.1

November

2014

Published by Chinese Society of Photogrammetry and Remote Sensing

航測及遙測學刊

Journal of Photogrammetry and Remote Sensing

發行人：陳良健

出版者：中華民國航空測量及遙感探測學會

地址：台北市文山區羅斯福路五段 113 號三樓

信箱：台北市郵政 93-158 號信箱

電話：886-2-8663-3468 886-2-8663-3469

傳真：886-2-2931-7225

電子信件：csprsmail@csprs.org.tw

網址：http://www.csprs.org.tw

總編輯

曾義星

國立成功大學測量及空間資訊學系

電話：886-6-275-7575 分機 63835

傳真：886-6-237-5764

電子信件：jprssubmit@gmail.com

編輯委員

◆ 農林

鄭祈全 (文化大學)

申雍 (中興大學)

◆ 海洋與大氣

劉振榮 (中央大學)

何宗儒 (台灣海洋大學)

◆ 防災

劉進金 (達雲科技有限公司)

徐百輝 (台灣大學)

◆ 土地利用與覆蓋

陳永寬 (銘傳大學)

詹進發 (政治大學)

◆ 地理資訊系統

何維信 (中華科技大學)

蔡榮得 (中興大學)

◆ 遙感探測

陳良健 (中央大學)

蔡富安 (中央大學)

◆ 攝影測量與光達

廖揚清 (成功大學)

史天元 (交通大學)

趙鍵哲 (台灣大學)

PUBLISHER: L. C. Chen

PUBLISHED BY: Chinese Society of Photogrammetry and Remote Sensing

Address: 3F, No.113, Sec.5, Roosevelt Road, Taipei, Taiwan

Mail Address: P. O. Box. 93-158, Taipei, Taiwan

Tel: 886-2-8663-3468 886-2-8663-3469

Fax: 886-2-2931-7225

E-mail: csprsmail@csprs.org.tw

Web Site: http://www.csprs.org.tw

EDITOR-IN-CHIEF

Yi-Hsing Tseng

Department of Geomatics, National Cheng Kung University

Tel: 886-6-275-7575 ext. 63835

Fax: 886-6-237-5764

E-Mail: jprssubmit@gmail.com

EDITORIAL BOARD

◆ Agriculture and Forestry

C. C. Cheng (Chinese Culture University)

Y. Shen (National Chung Hsing University)

◆ Oceanography and Atmospheric Science

G. R. Liu (National Central University)

C. R. Ho (National Taiwan Ocean University)

◆ Disaster Management

J. K. Liu (LIDAR Technology Co., Ltd)

P. H. Hsu (National Taiwan University)

◆ Land Cover and Land Use

Y. K. Chen (Ming Chuan University)

J. F. Jan (National ChengChi University)

◆ Geographical Information System

W. H. Ho (China University of Science and Technology)

J. D. Tsai (National Chung Hsing University)

◆ Remote Sensing

L. C. Chen (National Central University)

F. a. Tsai (National Central University)

◆ Photogrammetry and LiDAR

Y. C. Liao (National Cheng Kung University)

T. Y. Shih (National Chiao Tung University)

J. J. Jaw (National Taiwan University)

封面圖片說明 About the Cover

以物件為基礎之光達點雲分類(OBPCA)概念來自於以物件為基礎之影像分類方法(OBIA)，首先將光達點雲資料分割為獨立的三維點雲物件，之後計算每一個點雲物件的幾何或統計特徵，最後根據物件特徵的特性進行點雲物件分類。為驗證此方法之可行性，左上圖為實驗區之航照影像，右上圖、左下圖、及右下圖分別為 OBPCA 分類成果之俯視圖、側視圖及剖面圖，圖中紅色為建物、綠色為樹、黃色為車輛、褐色為地面、白色為未分類點雲。可以發現 OBPCA 不僅可以獲得較佳的分類成果，亦有效提升分類地物之完整性。

(封面圖片出處：以物件為基礎之光達點雲分類，第十九卷第一期第 13-35 頁)

DGPS 與 PPP 於空載光達解算定位精度成果之研究

吳歷韋^{1*} 劉進金² 徐偉城³ 鐘郁翔⁴ 陳慧鵬⁵

摘要

空載光達點雲精度深受 GPS 定位精度影響。空載光達施測時，於台灣部份已是人煙罕至高山區域架設地面參考基站，這是一項挑戰不可能的任務。因此，本研究嘗試運用精密單點定位(PPP)定位解算，作為不易架設地面基站區域之替代方案可能性。PPP 主要是以 IGS 公告衛星精密星曆及精密時鐘差修正資料，輔助以單點無差分方式進行定位，可達成後處理高精度的定位成果。本研究分別以差分定位(DGPS)與 PPP 兩種解算方式，在 6 條空載光達掃瞄航線中選出調查區塊進行比較。首先，比較兩種解算方式產出之航跡差異。再以 DGPS 及 PPP 各別解算航跡產出光達離散點雲 LASer(LAS)成果，以對應時間戳記比較平差前、後點雲兩種解算方式差量。另外，以結合 DGPS 及 PPP 各別產出 LAS 平差成果與僅 DGPS 解算產出 LAS 平差成果比較，試瞭解在難以設置地面基站作業區域中 PPP 替代 DGPS 可能性。本研究結論 DGPS 及 PPP 兩種解算方式於不同大地基準情況下，PPP 產出之航帶點雲能有效利用航帶平差作業方式，達成結合 DGPS 及 PPP 兩種解算點雲之成果。

關鍵詞：GPS 時間戳記，航帶平差，資料合併，地面參考站，光達點雲

1. 前言

空載光達點雲之三維坐標解算所依據的數據包括:(1) 地面參考 GPS 站之數據、(2) 空載 GPS 數據、(3) 空載 IMU 數據、及(4) 雷射掃瞄數據。因此，空載光達點雲精度深受 GPS 定位精度之影響。在台灣莫拉克災區 LiDAR 高解析度數值地形製作(經濟部, 2010-2012)計畫中，空載光達施測作業須控制地面參考基站與移動飛機間基線長小於 20km，以差分定位(Differential Global Positioning System, DGPS)進行 GPS 定位解算。為達符合基線長小於 20km 條件情況，於台灣部份已是人煙罕至高山區域，甚是人車不可到達處，架設地面參考基站，這是挑戰非常態的不可能任務。因此，當地面參考 GPS 站之數據無法順利獲取時，是否可用 PPP(Precise Point Positioning)作為替代方案，這是值得探討的問題。本研究乃選擇莫拉克風災之災區

資料予以探討。

莫拉克颱風於 2009 年 8 月 8~9 日重創台灣，台灣中南部降下超大豪雨，截至 2009 年 9 月 8 日為止，已至少造成 619 人死亡、76 人失蹤(台灣大百科, 2010)。典型熱帶氣旋造成了一個世紀以來最嚴重的地質災害包括崩塌、泥石流及洪水。因而，由中央地質調查所規劃空載光達掃瞄及航空攝影測量，進行全國性地質災害測繪調查專案。如圖 1 所示，全區將完整測繪調查包含 1m 網格之 DEM 及 DSM 與 50cm 之正射影像，符合「LiDAR 測製數值高程模型及數值地表模型標準作業程序(草案)」Level 2B 等級之精度規範(內政部, 2004)，並匯集空載光達資料及航空影像建立地質災害資料庫(Liu & Fei, 2011)。計劃執行至 2012 年 8 月底止，10 個測區 1-1~3-3 幾乎接近完成作業，並符合 DEM 要求水面平坦化(hydro-flattening)處理(Wu *et al.*, 2012)。

¹ 群立科技股份有限公司 專案經理

² 達雲科技有限公司 執行長

³ 達雲科技有限公司 總經理士

⁴ 達雲科技有限公司 專案工程師

⁵ 達雲科技有限公司 圖資工程師

*通訊作者, 電話: 03-6235799, E-mail: liweiwu@geoforce.com.tw

收到日期:民國 102 年 03 月 12 日

修改日期:民國 102 年 07 月 03 日

接受日期:民國 102 年 07 月 18 日

台灣位於菲律賓海板塊與歐亞板塊交界上，屬活躍的地殼板塊構造。因此，具有嚴重破碎的岩石特性及非常險峻地勢起伏落差形態。台灣有超過三分之二的土地覆蓋為丘陵和山區地形，如圖 2 所示，並有 30% 以上土地覆蓋區域為海拔高程 1500m 以上，其中不乏多數谷底及山尖是極具高度落差地形形態，以至於航空測量作業相當困難。此外，台灣屬於熱帶和亞熱帶氣候，多變化天候狀況，雲與惡劣氣候條件，使高山航空量測作業附加更為艱鉅挑戰。因應自然條件狀況(如山頂上雲體覆蓋及狹窄

帶寬等)所產生雲體遮蔽或點雲缺漏，必須重新進行補飛航線作業，使得全面性多方向考量之飛航規劃策略，成為如期成功完測非常重要的關鍵(Hsu *et al.*, 2012)。此外面臨挑戰困境，是在人煙罕至高山區域架設及維護全球定位系統(Global Positioning System, GPS)地面基站，並在完成空中飛航掃描及地面基站資料接受後，須在適當的時間內匯集完整資料進行後處理程序。若仍維持基線長 20km 為基礎，此方式將是一不可能任務。

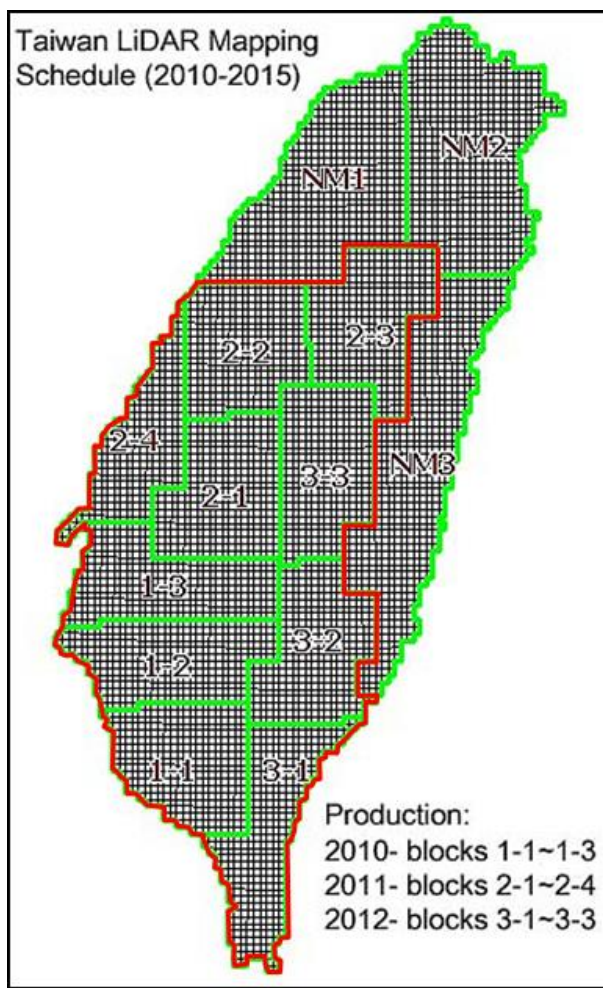


圖 1 空載光達 2010-2012 台灣莫拉克災區調查計畫，調查區以 2 位數值標示。調查區細分為 10 工作區，由 4 組工作團隊於 3 年度間完成。NM1~3 為 2013~2015 計畫接續延伸調查區域。基面圖幅單位為 1/5000 比例尺，約 $2.5 \times 2.8 \text{ km}^2$ 。

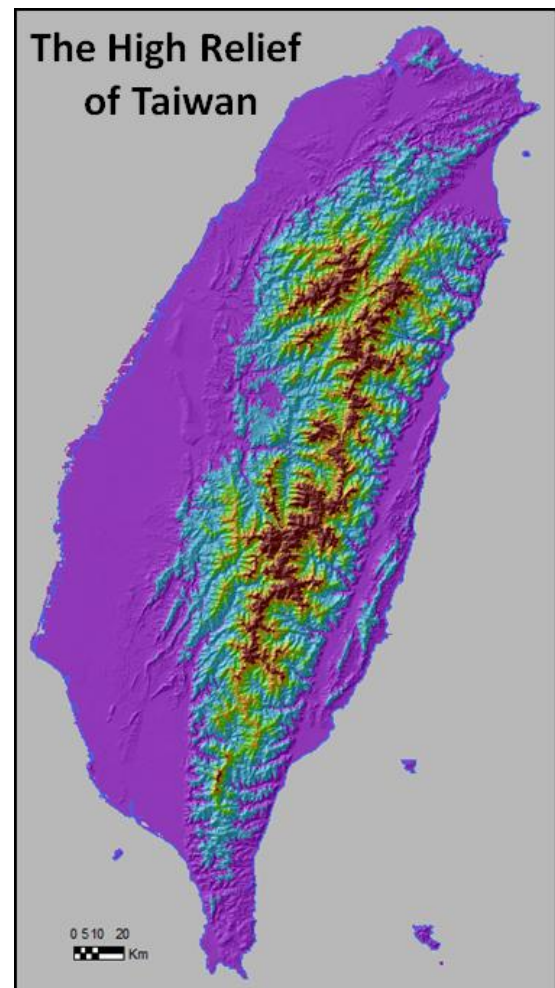


圖 2 台灣高程落差圖。台灣有超過三分之二的土地覆蓋為丘陵和山區地形，並有 30% 以上土地覆蓋區域為海拔高程 1500m 以上。

各架次回傳的原始雷射掃瞄資料，將依據雷射測距時間戳記(Timestamp)與 GPS 及慣性測量儀(Inertial Measurement Unit, IMU)一同解算產出航跡，轉換為精確的離散點雲坐標，成為空載光達掃瞄最初產物(Leica, 2010)。航跡的位置與姿態由慣性導航方程式產生，並藉由 GPS 定位輔助，透過兩者搭配擬算產生位置與姿態之最佳估值。因此 GPS 定位解算成果為維持點雲準確性重要關鍵。

目前差分定位(Differential Global Positioning System, DGPS)解算方式廣泛應用於空載光達掃瞄量測作業中，DGPS 利用差分原理可有效消除或減少大量誤差，如衛星軌道誤差、電離層效應、對流層效應及衛星時表誤差等，以獲得較高精度解算，參考已知坐標基站解算未知點位坐標，參考坐標大地基準等同於已知基站，DGPS 動態定位精度一般可優於 0.2m(Seeber, 1993; Parkinson & Enge, 1996)。此外，精密單點定位(Precise Point Positioning, PPP)使用單一接收器附加區域及時間資訊，經精密星曆資訊與衛星精密時鐘差輔助改正，並以無電離層線性組合(Ionosphere Free Linear Combination) L3 解算(Kouba & Héroux, 2001)，其參考坐標大地基準為國際參考框架(International Terrestrial Reference Frame, ITRF)(ITRF, 2012)絕對基準。所以 PPP 優勢在於不需架設地面基站，透過資料修正無需差分計算可進行定位解算，使用適當解算方式機載動態定位精度優於 0.4m(Martin *et al.*, 2011)。

空載光達掃瞄作業過程中，GPS 定位的準確性成為資料品質的關鍵因素。目前莫拉克災區 LiDAR 高解析度數值地形製作案中，實際作業為能獲得高精準確的飛航軌跡，單一航線需涵蓋 2 地面基站，及規範地面基站與飛機上動態 GPS 間基線距離設定小於 20km 進行 DGPS 解算，面對台灣如此艱巨困境的高山區域，若以此規範設定作業將是一個很大的挑戰。因此，本研究假使針對高山困境區域，若能以無基站及無差分的 PPP 解算方式可達 DGPS 解算相當精度，在無法設置地面基站的作業區域，PPP 將是一個很值得考慮的替代方案。為瞭解在高山人煙罕至，且難以設置地面基站區域，或某些特殊狀況下地面基站資料無法提供或資料

品質不佳，造成部份區域 DGPS 解算未能執行時，PPP 解算提供空載光達作業可行性。本研究嘗試比較 DGPS 及 PPP 解算點雲成果之差異，及結合 DGPS 和 PPP 各別產出 LAS 點雲之航帶平差成果，與全部航線均為 DGPS 解算產出的平差成果作為參考基礎進行比較。

2. 研究方法

2.1 測試資料

本研究使用 Leica ALS60 掃瞄儀(GPS:Novatel OEM5 dual receiver card; IMU:CUS6 uIRS)掃瞄 6 條航帶 LAS，如圖 3 及圖 4 所示。依序各別標示編號為#5, #6, #7, #8, #9 及 #10。航帶#9 及#10 於 2011/12/27(二)掃瞄；航帶#5 及#6 於 2012/01/19(四)掃瞄；航帶#7 於 2012/01/28(六)掃瞄；航帶#8 於 2012/03/05(一)掃瞄。掃瞄作業分佈於週間不同時段，因而各航帶每一雷射點雲對應 Timestamp 具有唯一性。所有測試航帶為南北航向，彼此相互緊密交疊排列，航帶長度 26km 及航帶寬度範圍約 1600m 至 1700m。航跡搭配 DGPS 解算基站為雙參考基站 20km 涵蓋以內，坐標基準為 TWD97_CGS(經濟部，2010-2012)。

本研究航帶試驗資料各別對應的航帶參數如表 1 所示，試驗區地形平均海拔高度範圍由 2896m 至 2253m(圖 4)，地形地物包含都市、湖泊、山谷、山脊及茂密森林。飛航掃瞄距地高程(About Ground Level, AGL)約 2100m 至 2500m。掃瞄視角(Field of View, FOV)設定為 30 度及 38 度。以商業套裝軟體 TerraScan 進行點雲 LAS 資料處理(Soininen, 2010)(圖 5)。

2.2 測試方法

完全相同的原始掃瞄數據以 DGPS 及 PPP 兩種不同的方法分別解算航跡。首先，瞭解 DGPS 及 PPP 解算航跡之差異，基本上 DGPS 及 PPP 存在不同的參考坐標大地基準。接續，由 DGPS 及 PPP 兩組解算航跡分別產出原始點雲 RawLAS 及

航帶平差 LAS 點雲，並以 LAsTools (2012) Las2txt 軟體輸出 ENZ 坐標及 Timestamp，以對應相同 Timestamp LAS 點雲比較三維坐標之差異。最後，採用兩組不同航帶平差組合方式比較(Soininen, 2004)，包括(1)全部使用 DGPS 解算點雲平差成果

(2)航帶#5, #6, #9, 及#10 為 DGPS 解算點雲，航帶 #7 及#8 為 PPP 解算點雲平差成果。以此方式模擬 DGPS 解算資料無法提供#7, #8 兩航帶情況以 PPP 解算取代，相較 DGPS 平差成果差異。測試方法架構如圖 7 所示。



圖 3 規劃航線

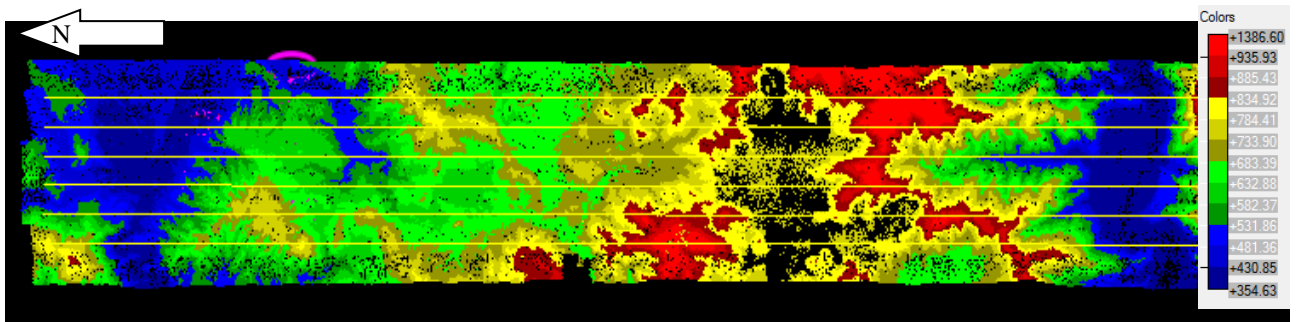


圖 4 研究區地形

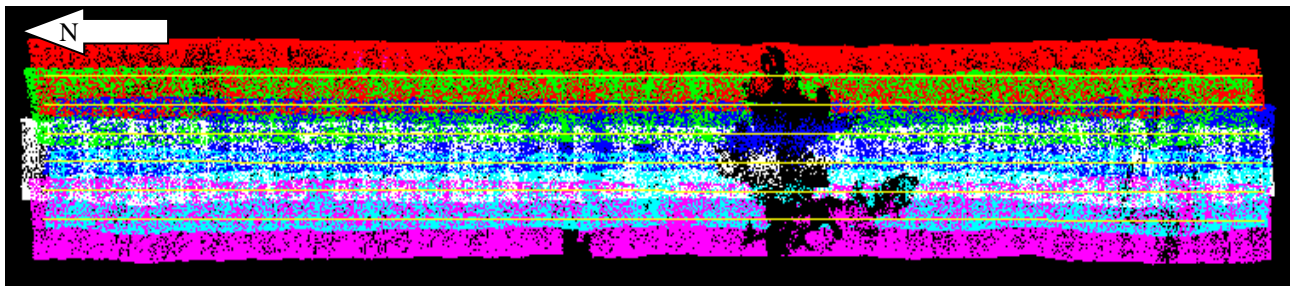


圖 5 LAS 資料航線掃描成果



圖 6 測試方法架構圖

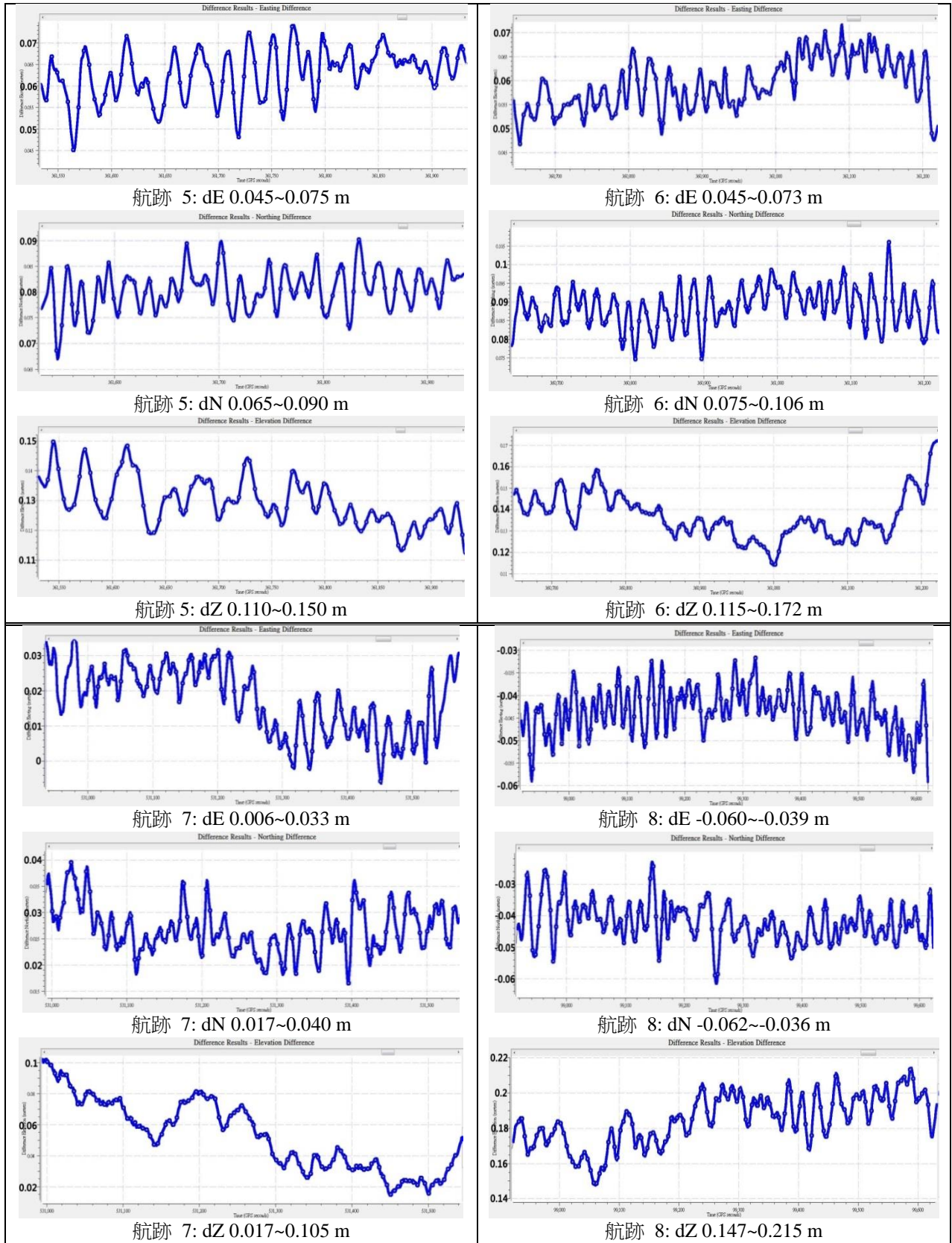


圖 7 DGPS 與 PPP 航跡差異量圖(1/2) (以 DGPS 航跡為參考基礎)

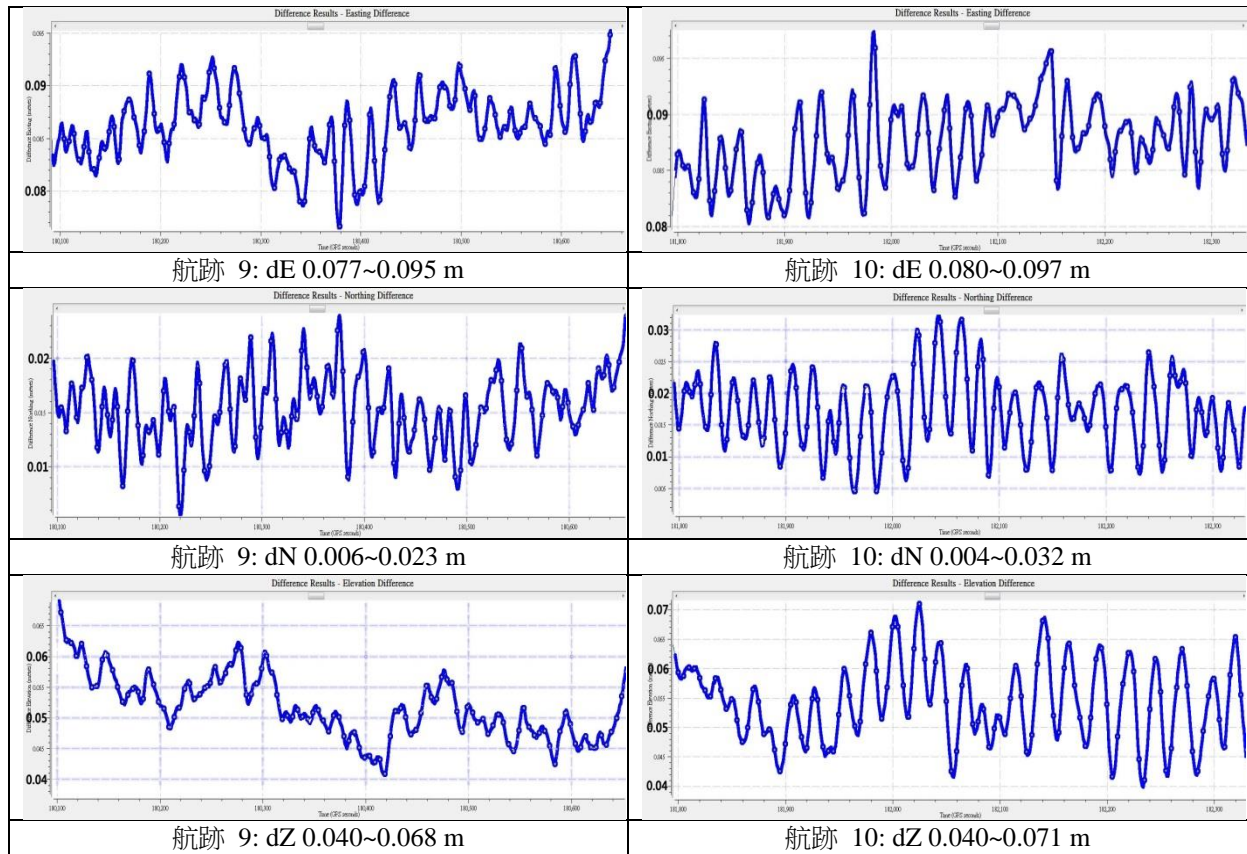


圖 7 DGPS 與 PPP 航跡差異量圖(2/2) (以 DGPS 航跡為參考基礎)

表 1 空載光達掃描參數

航線編號	航高 WGS84 [m]	FOV [deg]	平均參考 地面高程 [m]	航帶寬度 [m]	雷射脈衝率 [Hz]	電射掃描率 [Hz]	航速 [kts]
5	2,896	38	687.5	1,754	96,100	30.8	100
6	2,896	38	691	1,749	96,100	30.8	100
7	2,896	38	670.5	1,744	96,100	30.8	100
8	3,353	30	793.5	1,599	82,700	29.1	100
9	3,353	30	852	1,597	82,700	29.1	100
10	3,353	30	853	1,596	82,700	29.1	100

3. 試驗結果

經 DGPS 及 PPP 兩種解算方式相互比較，獲得測試架構四組試驗成果如下：(1) DGPS 與 PPP 航跡比較成果 (2)原始點雲 RawLAS 比較成果 (3) 平差後 LAS 比較成果 (4) DGPS 及 PPP 點雲結合平差與僅 DGPS 平差點雲比較成果。瞭解 DGPS 及 PPP 在個作業階段比較差異量級程度及差異量數值變化情況。

3.1 DGPS 與 PPP 航跡比較

以 DGPS 航跡為比較參考基礎，各航帶與 PPP 之航跡差異量範圍 E, N 及 Z 分別如圖 7 所示。差異量水平方向範圍 $0.004m \sim 0.106m$ ，垂直方向範圍 $0.040m \sim 0.215m$ 。統整航跡差異量數值於一般情況下，DGPS 與 PPP 航跡具有差異量約 $0.1m$ ，即存在一定量級差異。

3.2 DGPS 與 PPP 產出原始點雲 RawLAS 比較

Leica ALS60 原始雷射掃描資料結合 DGPS 與 PPP 各別解算 GPS 坐標及 IMU 資訊，可獲得緊密相臨含有幾何坐標未平差之航帶原始點雲 RawLAS。於 RawLAS 相臨航帶間分布設置調查區塊，依調查區塊 DGPS 及 PPP 可各別取出兩組資料，以對應相同 Timestamp 點雲進行坐標差異比較。設定選取的 9 組調查區塊，如圖 8 所示。以航線#7 及#8 作為參考基礎，位於 3 處相臨航帶重疊區塊中，個別選定航帶前、中及後，含蓋範圍 100*200m 調查區塊。針對 DGPS 及 PPP 成果在調查區塊中比較 ENZ 三維方向差異量。

以 DGPS 解算產出 LAS 為參考基礎，表 2 為 DGPS 及 PPP 之 RawLAS 在各個調查區的偏差量表，表中 ENZ 三維方向使用統計指標包括：平均值(Average)、標準偏差(SD)、最小值(Min)及最大值(Max)。E 方向平均偏差量為 0.082m 範圍由 -0.025m~0.166m；N 方向平均偏差量為-0.219m 範圍由-0.551m~0.055m；Z 方向平均偏差量為-0.106m 範圍由-0.179m~0.002m。一般來說，ENZ 方向平均偏差量之絕對值整體是大於 0.082m。總結平均標準偏差量 E 方向為 0.016m；N 方向為 0.062m；及 Z 方向為 0.021m。值得注意的是，在 1-2、2-2 及 3-2 調查區 N 方向標準偏差(SD)約為 0.15m 以上，此標準偏差量級是遠大於平均標準偏差的情形。

3.3 航帶平差 LAS 點雲比較

DGPS 及 PPP 分別產出全部航線#5~#10 點雲及個別整體平差。用於偏差量比較的調查區塊與 RawLAS 調查區塊相同，如圖 7 所示。表 3 顯示以

DGPS 航帶平差成果為參考基礎與 PPP 航帶平差後 LAS 偏差量之結果。E 方向平均偏差量為 -0.026m 範圍由-0.080m~0.055m；N 方向平均偏差量為 0.104m 範圍由-0.010m~0.194m；Z 方向平均偏差量為 0.113m 範圍由 0.065m~0.152m；顯然，ENZ 方向具有一定之偏差量。統計平均的標準偏差值則顯示 E 方向為 0.008m；N 方向為 0.015m；及 Z 方向為 0.004m。以表 3 與表 2 結果相互比較，相同以 DGPS 為比較基礎，原始點雲 RawLAS 資料偏差量多數為負值，平差後偏差量多數轉為正值，表示經平差後具相對反向空間位置變化現象。此外，經過航帶平差調整後 ENZ 個方向之統計標準偏差值大幅減少，偏差量值表現集中。

3.4 DGPS and PPP 點雲結合平差與僅 DGPS 點雲平差比較

本研究將 DGPS 解算航線#5, #6, #9 及#10LAS 與 PPP 解算航線#7 及#8 分別取出結合整體平差，並以僅 DGPS 整體平差成果為比較參考基礎。表 4 顯示 DGPS 及 PPP 點雲結合平差與僅 DGPS 平差兩者 LAS 比較之偏差量成果。調查區塊如同圖 7 之 RawLAS 使用之調查區塊。E 方向平均偏差量為 -0.037m 範圍由-0.081m~0.039m；N 方向平均偏差量為 0.086m 範圍由 0.004m~0.200m；Z 方向平均偏差量為 0.055m 範圍由 0.009~0.094m，其中平均偏差量的絕對值是小於 0.086m。統計平均的標準偏差值顯示 E 方向為 0.007m；N 方向為 0.014m；及 Z 方向 0.004m。結合 DGPS 及 PPP 解算 LAS 平差成果與僅 DGPS 解算 LAS 平差成果之間的差異是相對微小的。因此，兩種平差型態下的空載光達點雲是可相互媲美。



圖 8 點雲比較 9 處調查區塊(1-1~3-3)

表 2 PPP 以 DGPS 為參考基礎比較原始點雲 RawLAS 之偏差量表

ENZ	dE	dN	dZ	dE	dN	dZ	dE	dN	dZ
調查區	1-1			2-1			3-1		
Min	0.083	-0.388	-0.143	0.013	-0.429	-0.158	-0.025	-0.551	-0.130
Average	0.095	-0.370	-0.136	0.019	-0.409	-0.151	0.003	-0.525	-0.121
Max	0.105	-0.350	-0.129	0.025	-0.389	-0.144	0.049	-0.490	-0.113
SD	0.005	0.009	0.003	0.002	0.011	0.003	0.022	0.014	0.003
調查區	1-2			2-2			3-2		
Min	0.071	-0.459	-0.161	0.028	-0.401	-0.173	0.049	-0.419	-0.179
Average	0.125	-0.252	-0.077	0.064	-0.281	-0.130	0.077	-0.179	-0.103
Max	0.166	-0.064	0.002	0.131	-0.049	-0.048	0.104	0.009	-0.049
SD	0.038	0.182	0.075	0.045	0.150	0.053	0.016	0.176	0.046
調查區	1-3			2-3			3-3		
Min	0.125	0.018	-0.048	0.111	0.023	-0.097	0.046	-0.034	-0.111
Average	0.140	0.036	-0.042	0.117	0.040	-0.089	0.098	-0.026	-0.104
Max	0.159	0.055	-0.034	0.125	0.053	-0.082	0.103	-0.010	-0.098
SD	0.010	0.009	0.003	0.002	0.008	0.003	0.003	0.004	0.003
匯整 9 調查區									
	Min			Average			Max		
ENZ	dE	dN	dZ	dE	dN	dZ	dE	dN	dZ
Min	-0.025	-0.551	-0.179	-	-	-	-	-	-
Average	0.003	-0.525	-0.151	0.082	-0.219	-0.106	0.140	0.040	-0.042
Max	-	-	-	-	-	-	0.166	0.055	0.002
SD	0.002	0.004	0.003	0.016	0.062	0.021	0.045	0.182	0.075

表 3 PPP 以 DGPS 為參考基礎比較航線平差 LAS 之偏差量表

ENZ	dE	dN	dZ	dE	dN	dZ	dE	dN	dZ
調查區	1-1			2-1			3-1		
Min	-0.061	-0.010	0.086	-0.007	0.075	0.107	0.001	0.127	0.100
Average	-0.054	0.011	0.090	0.002	0.089	0.113	0.033	0.161	0.106
Max	-0.046	0.029	0.094	0.010	0.102	0.118	0.055	0.186	0.112
SD	0.003	0.009	0.002	0.003	0.006	0.002	0.015	0.014	0.002
調查區	1-2			2-2			3-2		
Min	-0.077	0.072	0.065	-0.047	0.044	0.106	-0.033	-0.009	0.107
Average	-0.056	0.117	0.083	-0.024	0.065	0.111	-0.006	0.062	0.124
Max	-0.032	0.185	0.093	-0.010	0.079	0.123	0.032	0.122	0.140
SD	0.015	0.031	0.008	0.014	0.009	0.004	0.016	0.037	0.012
調查區	1-3			2-3			3-3		
Min	-0.080	0.115	0.088	-0.046	0.090	0.138	-0.021	0.137	0.142
Average	-0.073	0.167	0.100	-0.042	0.095	0.144	-0.017	0.168	0.147
Max	-0.064	0.193	0.107	-0.037	0.098	0.149	-0.002	0.194	0.152
SD	0.004	0.022	0.004	0.002	0.001	0.002	0.001	0.010	0.002
匯整 9 調查區									
	Min			Average			Max		
ENZ	dE	dN	dZ	dE	dN	dZ	dE	dN	dZ
Min	-0.080	-0.010	0.065	-	-	-	-	-	-
Average	-0.073	0.011	0.083	-0.026	0.104	0.113	0.033	0.168	0.147
Max	-	-	-	-	-	-	0.055	0.194	0.152
SD	0.001	0.001	0.002	0.008	0.015	0.004	0.016	0.037	0.012

表 4 DGPS 及 PPP 點雲結合平差與僅 DGPS 平差兩者 LAS 比較之偏差量

ENZ	dE	dN	dZ	dE	dN	dZ	dE	dN	dZ
調查區	1-1			2-1			3-1		
Min	-0.077	0.004	0.026	-0.022	0.082	0.049	-0.016	0.133	0.041
Average	-0.070	0.024	0.032	-0.012	0.099	0.054	0.017	0.172	0.047
Max	-0.062	0.042	0.036	-0.003	0.113	0.058	0.039	0.200	0.053
SD	0.003	0.008	0.002	0.004	0.008	0.002	0.015	0.015	0.002
調查區	1-2			2-2			3-2		
Min	-0.081	0.070	0.009	-0.055	0.039	0.053	-0.053	0.006	0.053
Average	-0.069	0.108	0.027	-0.039	0.065	0.058	-0.019	0.059	0.069
Max	-0.051	0.152	0.040	-0.027	0.088	0.067	0.020	0.115	0.083
SD	0.009	0.023	0.011	0.009	0.013	0.003	0.020	0.035	0.010
調查區	1-3			2-3			3-3		
Min	-0.077	0.049	0.027	-0.052	0.036	0.076	-0.023	0.089	0.085
Average	-0.071	0.087	0.035	-0.048	0.043	0.082	-0.020	0.118	0.089
Max	-0.066	0.110	0.041	-0.043	0.050	0.087	-0.001	0.130	0.094
SD	0.002	0.015	0.003	0.002	0.003	0.002	0.001	0.005	0.001

匯整 9 調查區

	Min			Average			Max		
ENZ	dE	dN	dZ	dE	dN	dZ	dE	dN	dZ
Min	-0.081	0.004	0.009	-	-	-	-	-	-
Average	-0.071	0.024	0.027	-0.037	0.086	0.055	0.017	0.172	0.089
Max	-	-	-	-	-	-	0.039	0.200	0.094
SD	0.001	0.003	0.001	0.007	0.014	0.004	0.020	0.035	0.011

4. 結論與建議

基本上，DGPS 與 PPP 解算方法在坐標大地基準及計算處理程序皆為不相同。本研究結果顯示 DGPS 與 PPP 航跡偏差量範圍介於 $0.004m\sim 0.215m$ 之間。顯然，此航跡偏差量是明確著實存在。DGPS 及 PPP 所獲得之航跡偏差量級約為 $0.2m$ ，而後續產出原始點雲 RawLAS 坐標之偏差量亦表現出相似的大小量級。然而，經航帶平差處理結果 PPP 相對於 DGPS 之點雲成果，其兩者平差後偏差量顯著變小約為 $0.1m$ 量級。並且，偏差量的統計標準偏差值(SD)變得微不足道。

本研究中嘗試結合 PPP 及 DGPS 航帶 LAS 共

同平差。結合平差成果相較於僅 DGPS 平差成果是小於 $0.1m$ 。這表示 GPS 地面基站不使用情況下，PPP 解算對於航跡計算可以是一個很好的替代方案。而應用於產製 $1m$ 網格高程精度 $0.3m$ 需求數值模型，這樣的策略是被證明有效的。

尚需更多的研究及試驗，以求得 PPP 和 DGPS 解算於空載光達點雲作業上的相似性。亦可在更大範圍的調查區塊測試更多不同的組合，以進一步鞏固實驗中所得出的結論。此外，測量地面真實地面點(Ground Control Point, GCP)可用來檢查 PPP 和 DGPS 成果的準確度，透過更多訊息進一步瞭解絕對精度成果及狀態。

參考文獻

- 文化部臺灣大百科全書網站，2010。
URL:<http://taiwanpedia.culture.tw/web/content?ID=23904>
- 內政部，2004。LiDAR測製數值高程模型及數值地表模型標準作業程序（草案）。
- 經濟部中央地質調查所，2010-2012。莫拉克災區LiDAR高解析度數值地形製作。
- Martin, A., Anquela, A. B., Berne, J. L. & Sanmartin, M., 2012. Kinematic GNSS-PPP Results from Various Software Packages and Raw Data Configurations, *Scientific Research and Essays*, Vol. 7(3), pp. 419-431.
- Hsu, W. C., Wu, L. W. & Liu, J. K., 2012. Airborne LiDAR Survey in Cloudy and Extremely High-Relief Mountainous Terrain of Taiwan, 2012 IGARSS in Germany, Poster.
- International GNSS Service (IGS) website, 2012. URL: <http://igsceb.jpl.nasa.gov/>, USA.
- International Terrestrial Reference Frame(ITRF) website, 2012. URL: http://itrf.ensg.ign.fr/ITRF_solutions/
- Kouba, J. and P. Héroux, 2001. Precise point positioning using IGS orbit and clock products, *GPS Solutions*, Vol. 5, No. 2, pp. 12-28.
- LAStools: Awar-Winning Software for Rapid LiDAR Processing website, 2012. URL: http://www.cs.unc.edu/~isenburg/lastools/download/las2txt_README.txt
- Liu, J. K., & Fei, L. Y., 2011. Airborne Lidar Survey for National Geohazard Mapping of Taiwan, *Proceedings of the International Symposium on Geo-information for Disaster Management (Gi4DM)*, CD version. Session IIIc, Talya Convention Center, Antalya, Turkey. Paper#OP43.pdf.
- Leica Geosystems, 2010. IPAS TC IPAS CO+ User Manual, Leica
- Liu, J. K., & Fei, L. Y., 2011. Taiwanese Lidar Project, *GIM International*, Volume 25, Number 8, pp.23-25.
- Parkinson, B. W. & Enge, P. K., 1996. Differential GPS in global positioning system: Theory and applications, Parkinson & Spilker, eds., Vol. 2, American Institute of Aeronautics and Astronautics, Inc., Washington, D. C., pp. 3-50.
- Seeber, G., 1993. *Satellite geodesy: Foundations, methods, and applications*, Walter de Gruyter, Berlin, New York.
- Soininen, A., 2004. TerraMatch User's Guide, Terrasolid
- Soininen, A., 2010. TerraScan User's Guide, Terrasolid
- Wu, L. W., Hsu, W. C., Jhuang, Y. K., & Liu, J. K., 2012. A Study on Generating High Accuracy LiDAR DEM and Hydro-Flattening Fulfillment, *IPPPR Conference on Computer Vision, Graphics, and Image Processing(CVGIP)*, CD version. Session C1 Remote Sensing Image Processing, Paper#1222.pdf.

A Comparison of Positioning Accuracy for Airborne LIDAR Data Solved by DGPS and PPP

Li-Wei WU ^{1*} Jin-King LIU ² Wei-Chen HSU ³ Yu-Hsiang CHUNG ⁴

Hui-Peng CHEN ⁵

ABSTRACT

The positioning accuracy of airborne LiDAR point clouds is mainly originated from GPS positioning. In general, DGPS method is used in Taiwan for solving the position of GPS rover on the air-plane with a ground base station within 20 km. However, part of the high mountains in Taiwan is inaccessible, where suitable site for installing ground reference stations is almost impossible. It is important to know the potential of applying Precise Point Positioning(PPP). PPP by using IGS GPS satellite precise ephemeris and clock anywhere in the world can achieve real-time or post processing for high-precision positioning. In this study, a test is carried out by using both conventional DGPS and PPP methods for a block of 6 selected flight strips of LiDAR scans. Results of LAS data generated by both methods are compared by the TIMESTAMP of point clouds for both before and after strip adjustment. In addition, results of adjustment of strips combined from both DGPS and PPP are compared with those of all strips of DGPS and, thus, to understand the possibility of using PPP instead of DGPS for the area not accessible for installing continuous GPS stations. It is concluded that though there is a datum difference between DGPS and PPP, strips of point clouds generated by PPP can be effectively merged into strip adjustment combining both strips of point clouds by DGPS and PPP.

Keywords: GPS timestamp, strip adjustment, data merge, base station, LiDAR LAS

¹ Project Manager, GeoForce Technology Co., Ltd.

² CEO, LIDAR Technology Co., Ltd.

³ General Manager, LIDAR Technology Co., Ltd.

⁴ Project Engineer, LIDAR Technology Co., Ltd.

⁵ Informatics Engineer, LIDAR Technology Co., Ltd.

* Corresponding Author, Phone: 886-3-6235799, E-mail : liweiwu@geoforce.com.tw

Received Date: Mar. 12, 2013

Revised Date: Jul. 03, 2013

Accepted Date: Jul. 18, 2013

以物件為基礎之光達點雲分類

林耿帆¹ 徐百輝^{2*}

摘要

近年來，影像分類方法逐漸由像元式發展為物件式分類，其藉由像元間之空間關係建立影像物件，並納入影像物件之光譜、形狀、及紋理等物件特徵作為分類依據，進而提高影像分類之成效。本研究嘗試將二維物件式影像分類架構延伸至三維光達點雲分類，期望藉由物件分類之觀念提升光達資料自動分類目標物之能力。本研究首先將光達點雲資料自動分割為獨立的三維點雲物件，接續利用自行設計之物件特徵進行特徵萃取，最後以物件特徵自動化分類點雲。實驗中分別以空載及地面光達資料進行測試。在空載光達部份，研究中選用結構物、樹及車輛作為分類標的，於整體分類精度與 Kappa 值分別達到 98.40% 與 0.9638 之分類成效；在地面光達部份，本研究選用建物、小型結構物、樹、樹幹與樹叢等類別作為分類目標，整體分類精度與 Kappa 值分別為 84.28% 與 0.7221。由實驗結果可知，以物件為基礎之光達點雲分類，能藉由描述點群具有的空間特性輔助點雲資料之判釋，不僅有效提升分類成果之完整性，在分類品質上亦能有不錯的表現。

關鍵詞：物件式分類、分割、特徵萃取、決策規則

1. 前言

隨著地球環境不斷地變遷，人類對地表及周遭環境的監測與探索需求也不斷增加，如何快速取得地表影像並進行有效的分類及分析，一直是遙測領域中重要的研究議題。傳統的遙測分類技術主要以衛星影像為分析對象，原因在於衛星影像提供了地物的光譜資訊，藉由各物種於不同波段的光譜響應 (response) 特性，即能分類不同的地物。隨測繪技術的進步，以「光達」(Light Detection And Ranging, LiDAR) 系統快速獲取大量三維地物點坐標，也逐漸成為重要的空間資訊量測方式之一。相較於影像，光達點雲特有的三維幾何特性能提供地物分類另一種判釋資訊。

過去以影像為主進行分類時，常採像元式 (pixel-based) 分類方式進行分析。隨影像解析度的提升，像元與像元之間的空間關係與所包含的資訊

更趨豐富、多元，造成傳統像元式分類模式不敷使用。因應此需求，影像分類模式亦由單一像元的考量逐步發展為以物件為基礎 (object-based) 的概念。相較於傳統分類模式，以物件為基礎的分類模式額外考量鄰近像元組成的形狀 (shape)、紋理 (texture) 等空間特徵 (spatial feature) 作為分類依據，因此能藉由資訊維度的增加，有效輔助光譜特性混淆時的判釋，提升分類成果的完整性及合理性 (莊雲翰, 2002; Oruc *et al.*, 2004; 鄭雅文等, 2008; 徐百輝, 2010)，如圖 1。另一方面，隨近年來空間資訊獲取需求急遽增加，如何快速、精準地得知地物於三維空間中之分佈顯得格外重要。鑒於光達系統具有直接記錄三維坐標與多重反射回波特性的特性，許多研究陸續採直接分類點雲的方式獲取地物資訊。然而，光達雖具有快速、精準、高自動化取得大量物空間資料的能力，卻非以量測待測物主要特徵點方式執行施測，因此在資訊工程領域中常被視為盲

¹ 國立台灣大學土木工程學系 碩士

² 國立台灣大學土木工程學系 助理教授

收到日期: 民國 102 年 03 月 14 日

修改日期: 民國 102 年 07 月 21 日

接受日期: 民國 102 年 08 月 14 日

*通訊作者, 電話: 02-33664260, E-mail: hsph.ntu.edu.tw

系統 (blind system)。受盲系統特性與資料缺乏光譜反應的影響，光達點坐標間之幾何從屬關係不易確立，造成後端應用常需引入其它輔助資訊，或降低萃取資訊之複雜度，才可藉由特定的幾何約制，提升點雲使用效益 (賴泓瑞等，2010；羅英哲及曾義星，2009)。

以往於光達點雲的分類上，大多先從幾何特徵萃取 (geometric feature extraction) 的角度出發，利用多種數學模型、判斷程序，逐步找出符合幾何約制之點、線、面等特徵 (王焱等，2005；王偉立，2008；羅英哲及曾義星，2009)。為提升光達點雲於各種目標物的辨識效益，近年來開始有研究嘗試將傳統先進行點、線、面等特徵萃取，再對特徵進行分類或建模的兩階段分類，轉變成直接對三維點雲資料進行地物分類 (Carlberg *et al.*, 2009; Moussa and El-Sheimy, 2010; Samadzadegan *et al.*, 2010; Shapovalov *et al.*, 2010)，其中受類概念之限制，分類成果普遍局限於分出建物、植生與地表點位等地物類別。

由影像與光達的資料特性來看，影像提供豐富的光譜資訊作為分類時的依據，並在加入物件的概念後，建立了像元間的空間從屬關係使資訊維度提升，進而改善分類效益。相對地，光達則提供豐富的幾何資訊，若能進一步建構點雲間之幾何從屬關係，直接利用點群具有的空間分佈特性分類地物，應可提升點雲後端的應用效益。有鑑於此，本研究嘗試將過去以物件為基礎的影像分析概念 (object-based image analysis, OBIA) 延伸至三維光達點雲分類，期能藉由量化基本幾何構型以外的特徵並建立額外的分類指標，提升光達點雲自動化分類各式地物的可行性，本研究稱之為以物件為基礎之光達點雲分析 (object-based point cloud analysis, OBPCA)。

2. 相關研究

近年來許多研究成果顯示，OBIA 用於影像分類已有相當優異的成效 (Oruc *et al.*, 2004；鄭雅文等，2008；徐百輝，2010)。而光達點雲處理程序中，亦有一些研究勾勒出該架構的雛形。有鑑於此，

以下將簡述相關研究背景。

2.1 OBIA

鑒於本研究主要從 OBIA 概念出發，以下將簡述其基本架構。

2.1.1 影像分割

影像分割是依據特定原則將一整幅影像切割為更小的區塊或物件，而更廣泛的影像分割操作除了包含影像物件的切割 (subdividing) 之外，尚包含物件形狀調整 (reshape) 以及物件之間的合併 (merging) (Definiens, 2007)，如圖 2，R1 為區域切割過程，R2 為區域成長示意，R3 則為區域合併之過程與結果。由於 OBIA 必須以區塊作為物件的基本單元，因此常使用資料導向之分割方式，利用相同物件在空間或光譜特徵上接近、不同物件彼此分開之基本特性，叢聚 (clustering) 出相似特徵之區塊。當完成影像區塊分割時，後續分類動作則以這些分割後之小區塊為基本單元，進行影像分類之工作。其中，由過去 OBIA 相關研究可知，大部分以物件為基礎的分析過程提及的「物件」概念，是指由相似空間特徵的資料所構成的群集或影像區塊，並不局限於特定的「物體」(Oruc *et al.*, 2004；鄭雅文等，2008；徐百輝，2010)。

2.1.2 物件特徵萃取

完成影像分割後，形成由多個區塊物件所構成的影像，使用者需賦予這些區塊一些屬性或特徵資訊，再利用這些屬性或特徵來區分不同的區塊。為了對這些區塊物件進行分類，首先須進行物件特徵萃取。這些特徵包括地物的光譜特徵、形狀特徵、或紋理特徵等。其中，光譜特徵可以是各波段反射值之統計量或光譜指標，如常態化差值植被指標 (normalized difference vegetation index, NDVI)、RGB 統計特徵、綠度比 (green ratio) 等；形狀特徵包括緊緻度 (compactness)、密度 (density)、長寬比 (length/width)、圓度 (roundness) 等。紋理特徵則包含常見的灰階共生矩陣 (gray level co-occurrence matrix, GLCM)，可計算出許多紋理

特徵值，如均質度 (homogeneity)、對比度 (contrast)、差異度 (dissimilarity)、熵 (entropy) 等 (Definiens, 2007)。

2.1.3 自動化分類

以物件為基礎的分類方式是以影像區塊作為分類之基本單元，每個影像區塊經過特徵萃取後，皆擁有各自的屬性及特徵。利用這些特徵配合分類

條件與門檻，再搭配監督 (supervised) 或非監督 (unsupervised) 分類模式，即可進行地物分類。近年來有學者嘗試建立標準化的物件導向自動化分類模式 (Gamanya *et al.*, 2007)，其利用決策樹 (decision tree) 分類方式，設定若干決策規則 (rule set) 及決策值 (decision value) 之後，即可自動進行影像分類，如圖 3。

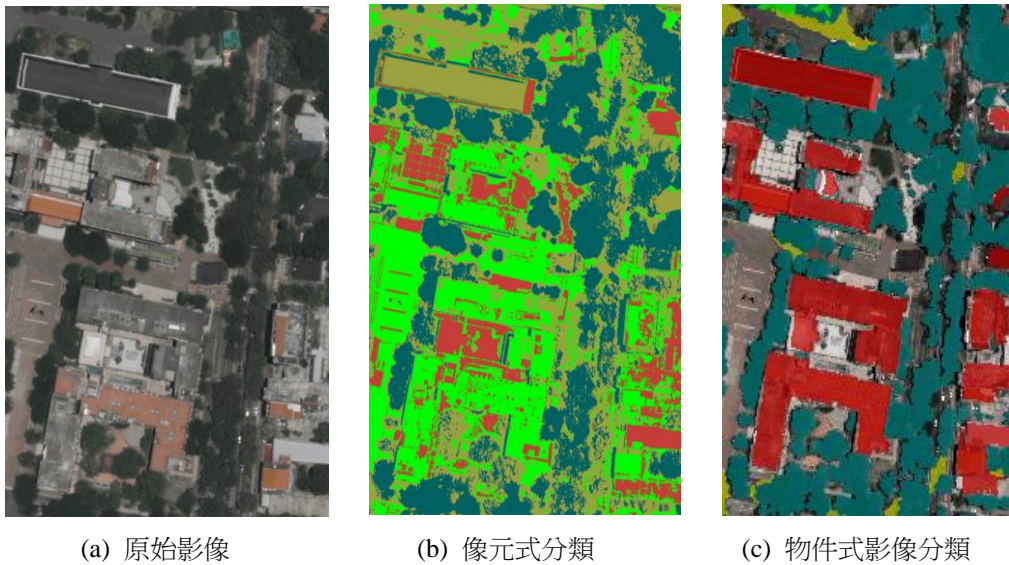


圖 1 像元式與物件式影像分類比較

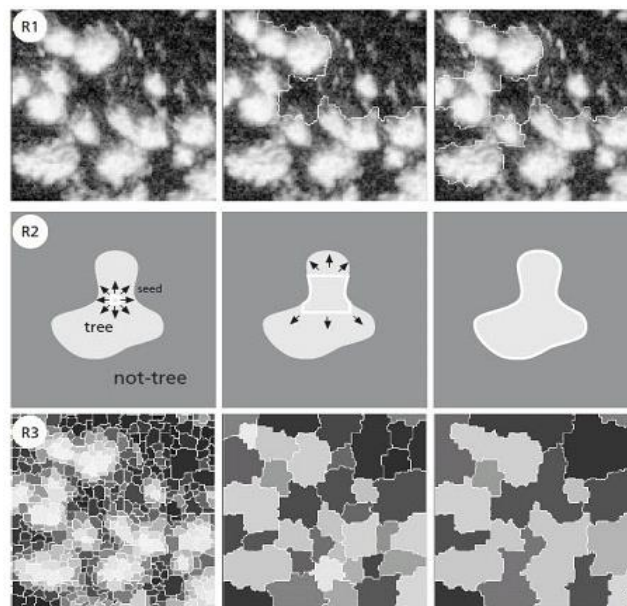


圖 2 區域切割與合併 (Blaschke, 2004)

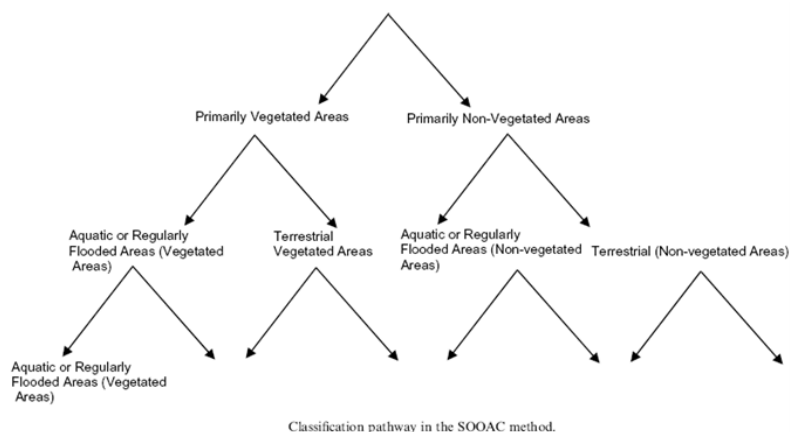


圖 3 標準化物件導向地物分類模式(Gamanya *et al.*,2007)

2.2 點雲分割

點雲分割是將點雲依應用需求自動分群為較小的資料集，如圖 4。其中，Douillard *et al.* (2011) 的研究中提到，點雲分割前若先分出地面點與非地面點，對後續分割成果有顯著的幫助，因此以下將介紹現行的地面點萃取與非地面點分割方式。

2.2.1 地面點萃取

地面點 (ground points) 為光達資料中用於描述地面的點位，如何有效地從光達資料中萃取出這些點位，與數值高程模型 (digital elevation model, DEM) 的建置方式有高度關聯性。鑒於空載光達具有快速、經濟、高密度與高精度等優點，現行的 DEM 大多採用空載光達點雲的資料製作。邵怡誠及陳良健 (2006) 曾將目前各家學者已發展出的各類過濾演算法整理分析，其中基於各家對地面、地物的假設不同，演算法的適用性隨場景而異。就操作觀念而言，以面為基礎 (surface-based) 大多假設地面具有高程連續特性；以區塊為基礎 (region-based) 則假設地物為區域較高，或是地面為局部較低；以斜率為基礎 (slope-based) 則假設地物點與鄰近地面點相較之下有較大的斜率。

2.2.2 非地面點分割

非地面點 (non-ground point) 為描述地物資訊的重要點位，因此在空間資訊中扮演極為重要的

角色。如何依應用之需求建立點雲正確的從屬關係，進而分離或分割點雲，為近年來電腦視覺領域中相當熱門的課題。一般而言，點雲分割隨驅動方式的不同，可分為模型導向 (model driven) 與資料導向 (data driven)。模型導向大多利用參數描述幾何元件，再以不同統計方式萃取符合條件的點雲，進而達到點雲分割之效益，例如霍夫轉換 (hough transform) (Hough, 1962) 與隨機樣本一致 (random sample consensus, RANSAC) (Fischler and Bolles, 1981) 等，即是針對特定模型建立強鈍的擬合機制。另一方面，以資料導向方式實行點雲分割，在電腦視覺領域中已行之多年，並且常架構於「圖叢聚」 (graph clustering) 的概念下討論。叢聚是指找出資料中特有的模式 (pattern)，將類似群集 (group) 的資料點聚合為叢集 (cluster) 方法，如圖 5 所示，可利用資料點間之歐幾里德距離 (euclidean distance) 或光譜距離 (spectral distance) 作為聚合與否之依據。而圖叢聚則指在考量圖形邊界結構 (edge structure of the graph) 之情況下，圖形的最大集結 (maximal clique) 成果。亦即在此考量下，叢集本身應具有與內部點集連結性高、與外部點集連結性低的特性 (Schaeffer, 2007)。相關演算法如 Normalized Cuts 與 Min Cuts 等，皆可有效解決早期視覺 (early vision) 問題。

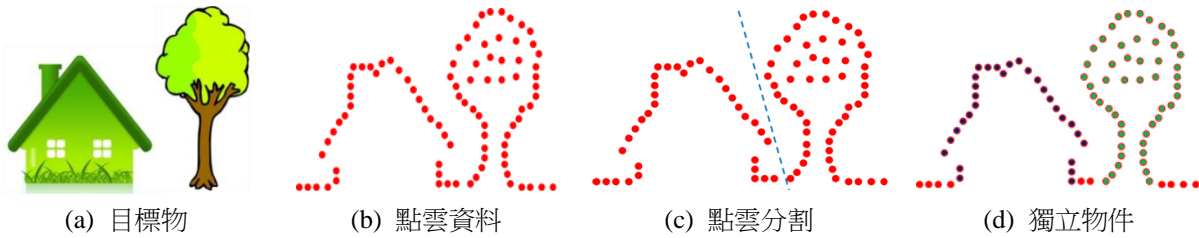
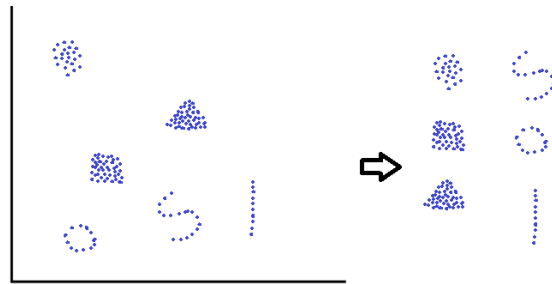
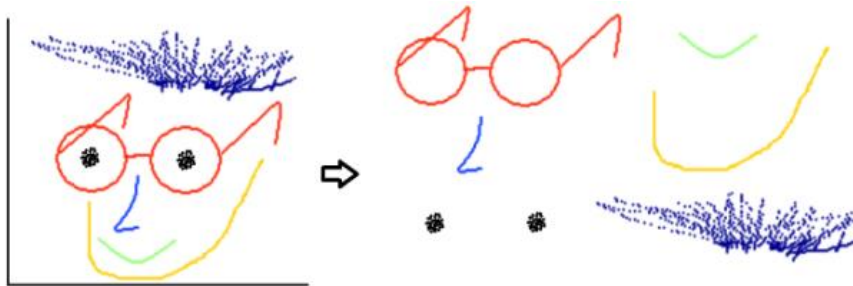


圖 4 點雲分割



(a) 依距離特性



(b) 依光譜特性

圖 5 利用不同模式叢集資料點

3. 研究方法

本研究嘗試以物件為基礎對光達點雲進行地物分類，因此在分類程序及架構的安排上，主要承襲 OBIA 分類模式。研究流程如圖 6 所示，主要分為三部分：(1) 點雲分割、(2) 物件特徵萃取，與(3) 自動化分類，各部分細項將分別介紹。

3.1 點雲分割

點雲分割依應用需求及處理對象的不同，而有不一樣的分割策略。以下介紹本研究採用之地面點萃取與非地面點分割方式。

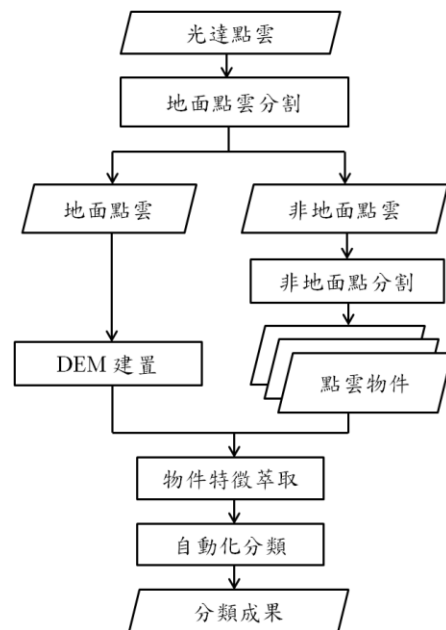


圖 6 研究流程

3.1.1 地面點萃取

本研究在此採用現有之點雲處理工具「LASTOOL」中之 lasground 功能萃取地面點 (Isenburg, 2012)，其主要以三角網精化 (TIN refinement) 概念萃取地面點，藉調變四參數達到好的萃取成效，包含：(1) 起始種子點 (initial seed point) 的取樣間距 (Step)、(2) 凸刺 (Spike) 量級、(3) 標準差 (Stddev) 與(4) 偏移量 (Offset)。首先，以 Step 大小的網格約化點雲資料，並假設網格內最低的點位為地面點，預估初始地面 (initial ground estimate)。接續在考量最大中誤差 (maximal standard deviation) 不超過 Stddev 情況下，以迭代方式逐步找尋新的地面點位，並移除高/低於初始地面 Spike 距離的點，重複此步驟直到完成最精緻的地面預估 (finest ground estimate)。最後將高於地面預估 Offset 距離的點位一併歸入地面點，即完成地面點萃取，如圖 7。

3.1.2 非地面點分割

完成地面點萃取後，即可利用地面點作為非地面點雲之分離器 (separator) (Douillard *et al.*, 2011)。

以下針對非地面點分割部份，分別說明資料導向之叢聚分割法與模型導向之 RANSAC 分割法。

3.1.2.1 叢聚分割法

光達系統使用大量密佈於物體表面之點坐標描述地物，因而具有豐富的幾何資訊。鑒於物體本身具有凝聚 (coherence) 特性，點雲分割時可利用近鄰點關聯性高、遠鄰點關聯性低的觀念，計算相鄰點位間之歐幾里德距離，並將小於叢聚門檻 (clustering tolerance, CT) 的點位相互聚集為同一單元。在完成點雲叢聚的同時，達到物件分割的效益，如圖 8。

有鑑於 CT 值在定義上與點位間歐氏距離有關，為因應各式點雲資料於載具、掃描條件的不同，本研究將利用點雲密度反算合理的 CT 值。在假設點雲資料取樣間距固定的情況下，可先計算點雲密度 Density，再以式(1)求取單位距離內擁有的點數 N_u ，最後利用式(2)即可求得任兩點間距作為 CT。以 16 pt/m^2 點雲密度例，利用式(1)可知，一公尺內平均有 4 個點位，亦即 $4-1=3$ 個點間距，則利用式(2)可得 CT 值為 $1/3$ 公尺。

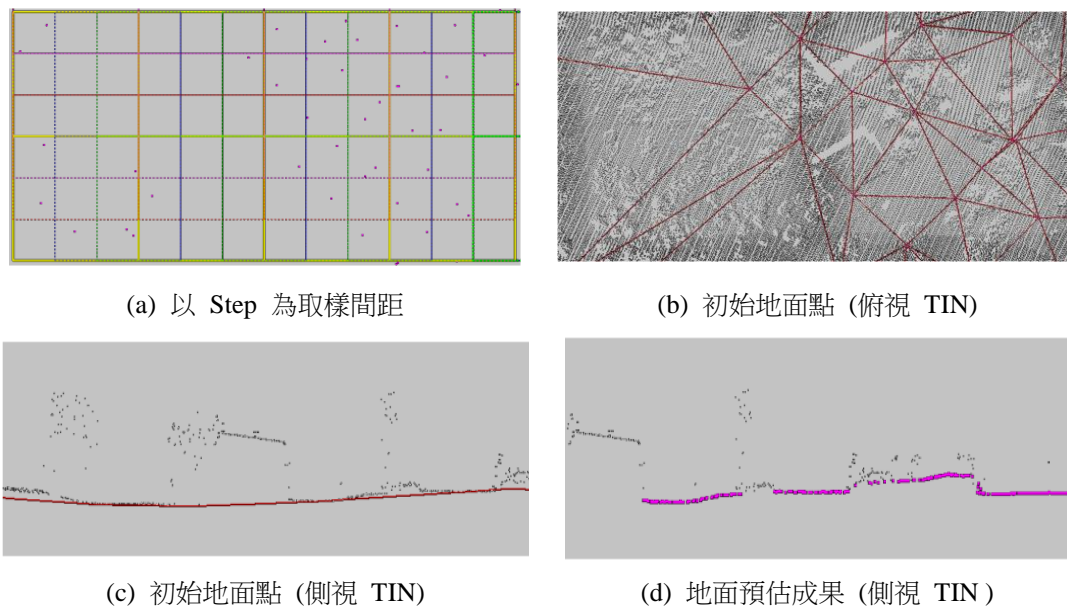


圖 7 地面點萃取示意

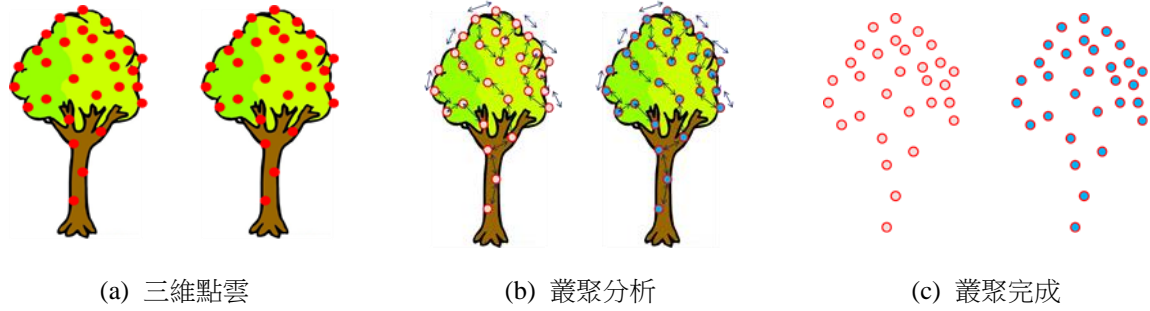


圖 8 三維叢聚分割示意

$$N_u = \sqrt{Density} \quad (1)$$

$$1 : (N_u - 1) = CT : 1 \Rightarrow CT = 1 / (N_u - 1) \quad (2)$$

叢聚分割法主要以資料間之距離為依據，因此屬一種資料導向之分割方式。其中，由於資料導向分割方式較能適應物體本身的幾何變化，對於複雜或無先驗資訊的場景而言，可先使用此方式取得初步點雲物件，後續再以特定的分割方式，例如 RANSAC 分割，針對物件中感興趣的部份進行細部分割。

3.1.2.2 RANSAC 分割

RANSAC (Schnabel *et al.*, 2007) 為近年來模型導向分割中常被採用的方式，其利用隨機搜尋最小點雲群集的方式，加速運算效能，並以得分函式 (score function) 與影像處理方式，萃取可以用模型描述的點雲資料，例如平面 (plane)、圓球 (sphere)、圓柱 (cylinder)、圓錐 (cone) 與甜甜圈形 (torus) 等，具有強鈍、高效率之特性。因此，使用此法於複雜場景，可有效萃取點雲中隱含的幾何構型，並在完成萃取的同時，分割出可參數化與不可參數化之點雲，如圖 9。

3.2 物件特徵萃取

完成點雲分割後，後續處理光達資料即是以三維物件為單元做分析。為瞭解物件所擁有的特性，首先須進行物件特徵萃取。有鑑於目前較少有研究提出三維空間特徵之計算方式，本研究嘗試自行設計各式特徵，作為後續三維物件分類上可用的指標。在此將特徵做簡易的分類，分別為幾何特徵與統計

特徵，如圖 10，以下僅簡述其中數個指標。

3.2.1 幾何特徵

3.2.1.1 Model Ratio

Model Ratio 是利用 RANSAC 對點雲物件進行模型萃取，再以式(3)計算而得，其中 N_i 代表幾何元件之總點數， N_{total} 則為點雲物件總點數。Model Ratio 值域為 0 至 1，量值愈高表示物件愈能以模型描述，屬規則物機率愈高；反之，量值愈小表示物件愈無法以參數描述，屬不規則物之機率愈高。其中，以式(4)可求得各種幾何元件在物件中佔有的比例，包含 Plane Ratio (平面比)、Cylinder Ratio (圓柱比)、Sphere Ratio (球面比) 及 Cone Ratio (錐比) 等特徵。

$$Model \ Ratio = \frac{\sum N_i}{N_{total}} \quad (3)$$

$$i \in \{plane, cylinder, sphere, cone\}$$

$$i \ Ratio = \frac{N_i}{N_{total}} \quad (4)$$

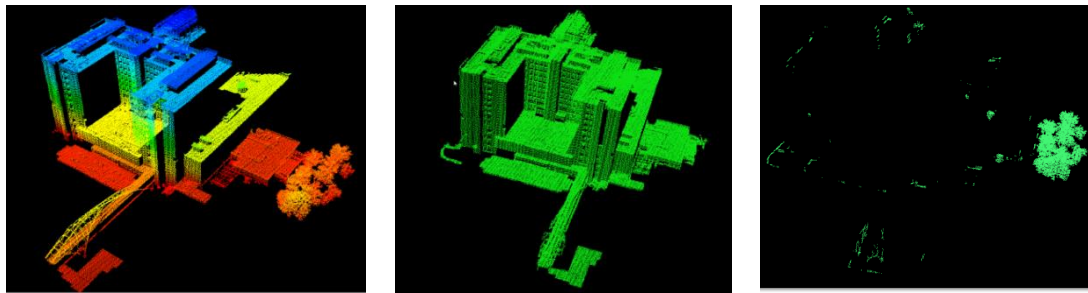
$$i \in \{plane, cylinder, sphere, cone\}$$

3.2.1.2 Principal Curvature

Principal Curvature (PC) 的計算方式是以帶法向量之點位為基礎，先利用任一點 p 之法向量 n_p 代表的平面作為切面 (tangent plane)，再以 K 鄰近法搜尋鄰近點位 k_i ，並將其各自的法向量 p_{k_i} 投影至切平面上，如圖 11。其中，點位法向量採 Rusu (2010) 提出的方式，藉由最小二乘法擬合鄰近點位所形成的平面方程式而得。最後計算投影向量群

所形成的協變方矩陣，進行特徵值分解求得最大特徵值即為 PC_1 (主曲率)，第二大特徵值即為 PC_2 (最小曲率)，最後分別計算 PC_1 與 PC_2 之平均值

與標準差，即可求得 Mean PC_1 (平均最大曲率)、Mean PC_2 (平均最小曲率)、Std PC_1 (最大曲率標準差)、Std PC_2 (最小曲率標準差) 等四種特徵。



(a) 原始點雲

(b) RANSAC 分割

(c) 未分類之點位

圖 9 RANSAC 分割示意

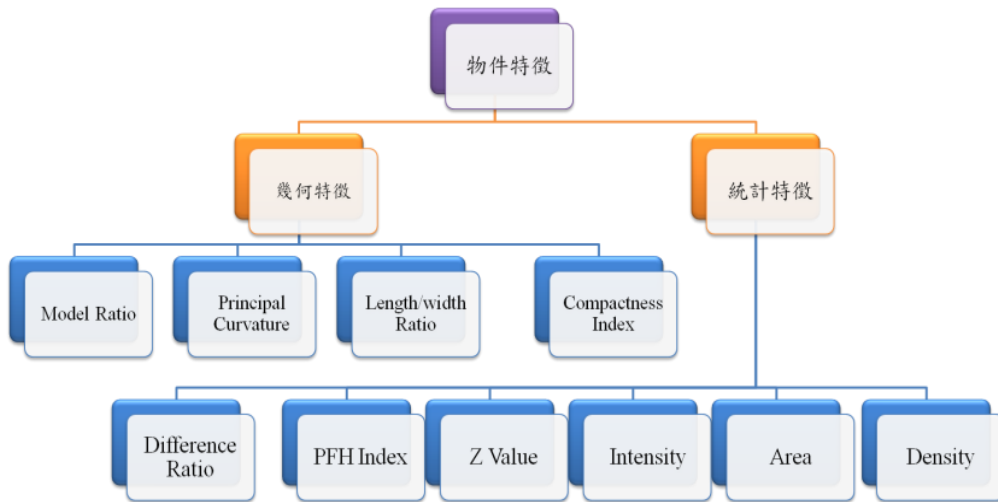


圖 10 本研究設計之物件特徵

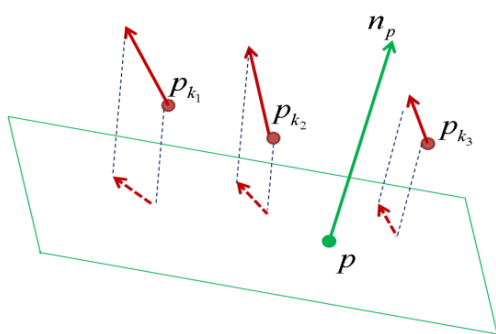


圖 11 法向量投影

點資料量，再以地面點之平面坐標值 (X,Y) 組成二維 TIN，最後恢復每個地面點之 Z 值，形成三維 TIN_{DEM}。利用物件中每個點至對應三角網之垂距 Z_n (i.e., $Z_{normalized}$)，即可計算 Mean Z_n 與 Std Z_n ，如圖 12。

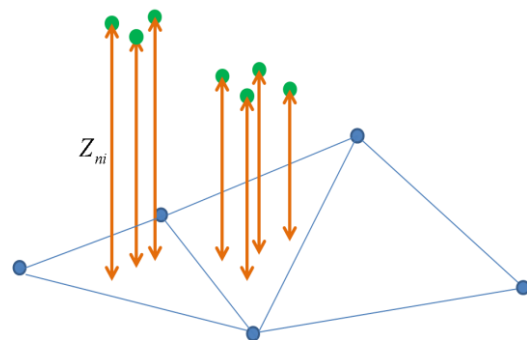


圖 12 Z_n 示意

3. 2. 2 統計特徵

3. 2. 2. 1 $Z_{normalized}$

$Z_{normalized}$ 計算方式如下：在完成地面點萃取後，首先以體元格網 (voxel grid) 重新取樣降低地面

3.2.2.2 Area

Area 計算方式如下：首先利用體元格網 (voxel grid) 約化點雲資料量，如圖 13。接續將非地面點雲物件投影至二維網格中，再將網格依有/無點的規則二分化 (binary)。最後以型態學閉合 (closing) 搭配 Suzuki (1985) 提出的輪廓提取演算法，萃取二維物件邊界，如圖 14。獲取點雲物件之二維邊界後，計算邊界內網格數，將其乘以格網解析度即可獲得 Area。

3.3 點雲自動化分類

現行之物件導向自動化分類模式主要以決策樹配合若干規則與門檻達成分類。本研究亦希望能採用此概念設計決策規則，進行點雲自動化分類。

決策樹分類中，規則與門檻之建立，多仰賴人為對場景的先驗知識，因此特徵的適用性會依分類目標而異，常需經由人為分析，選用合適的特徵及門檻。以圖 15 兩物種分類為例，首先可以人為方式選取該些類別的訓練樣本進行物件特徵萃取，並計算特徵統計值，如表 1。接續找出不同物種間，量值差異顯著且敏感度低的特徵作為分類依據。其中，量值與敏感度的行為會分別顯示於特徵平均值與標準差上，因此可繪製其高斯分佈曲線，藉由曲線之分佈行為，初步瞭解特定特徵於分類目標之辨別力。如圖 16 所示，A 特徵相較於 B 特徵而言，有較高的機會能辨別結構物與樹木。最後利用選出的物件特徵，配合適當的決策規則與門檻，即可進行自動化分類，如圖 17。

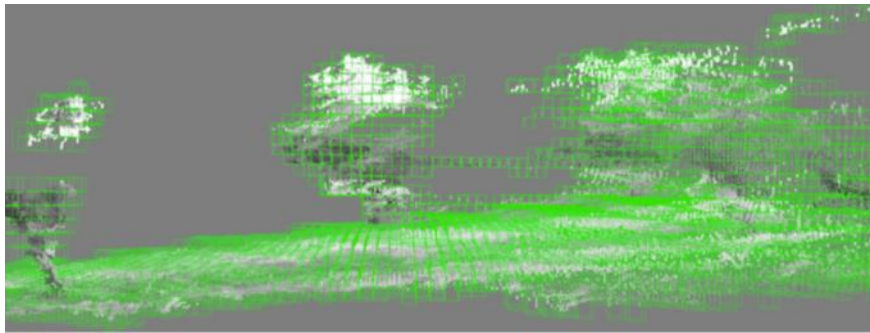
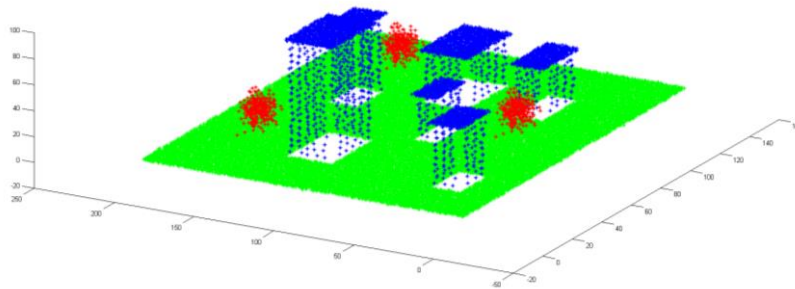
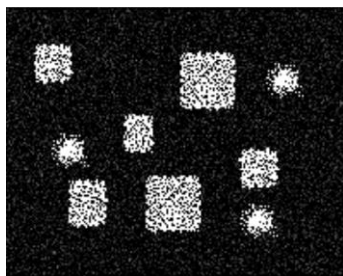


圖 13 voxel grid 示意 (Rusu, 2010)



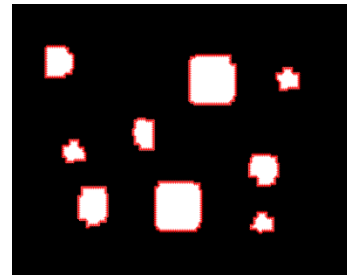
(a) 原始點雲



(b) 二維網格化



(c) 非地面點閉合運算



(d) 邊界萃取 (紅線)

圖 14 二維邊界萃取示意

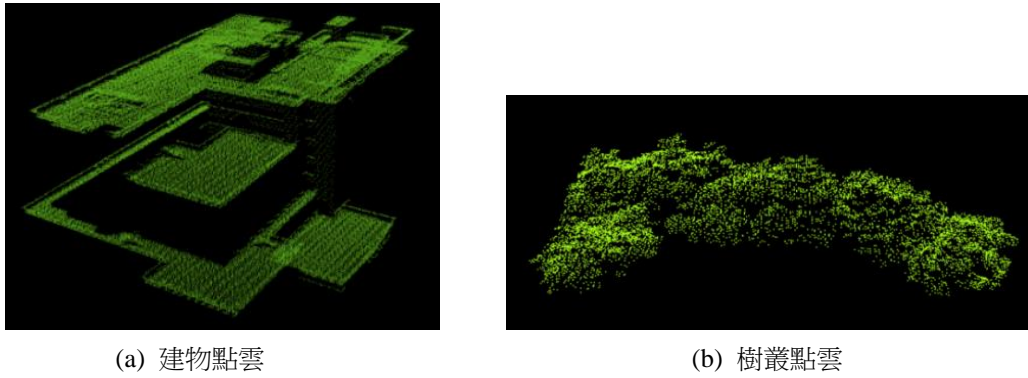


圖 15 不同物種之點雲物件

表 1 特徵計算成果示意

	Structure		Tree	
	Mean	Stddev	Mean	Stddev
Feature A	0.845	0.080	0.010	0.080
Feature B	0.850	0.125	0.731	0.130
Feature C	0.006	0.008	0.531	0.025

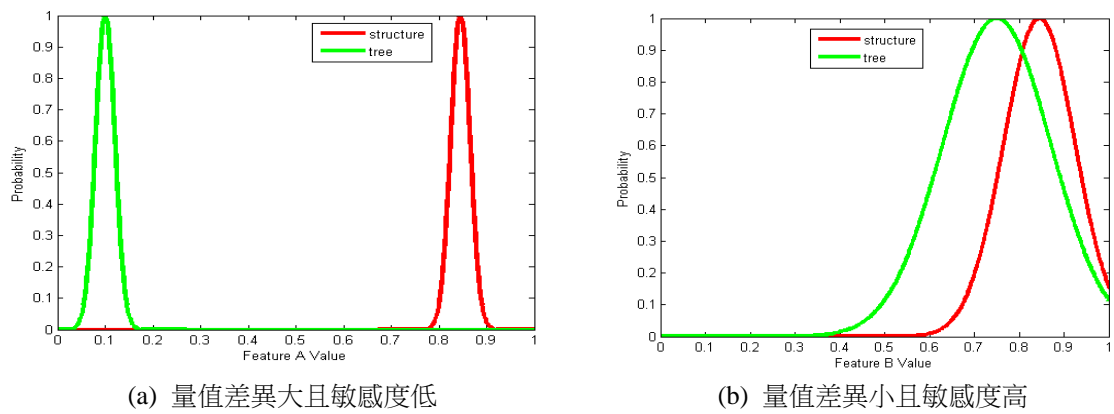


圖 16 不同類別之物件特徵響應曲線

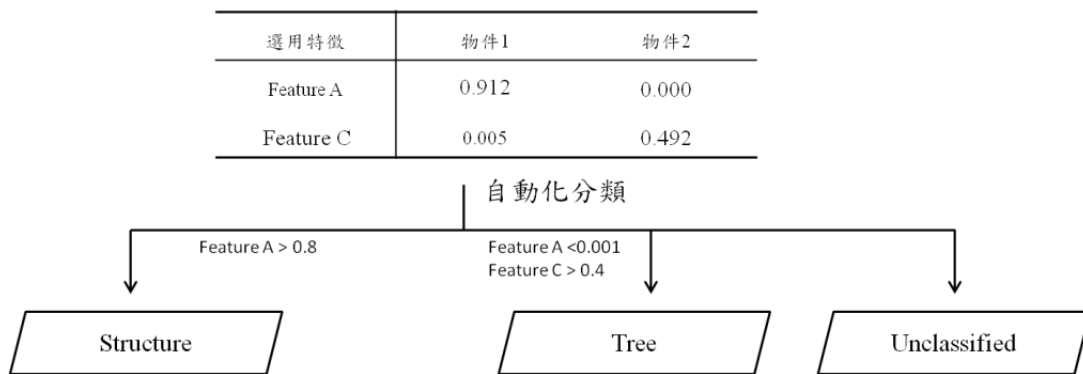


圖 17 物件自動化分類

4. 實驗成果與分析

有鑑於以物件為基礎的分類在規則設計上大多隨場景而異，本研究將採案例研究 (case study) 的方式進行實驗測試，說明在不同場景、不同分類目標下，如何依分類需求，制定合理的規則，以物件為基礎對光達資料進行分類。基於過去的研究大多僅針對空載光達資料進行地物分類，本研究為測試此架構於各式光達資料之適用性，分別採用實際空載光達資料及實際地面光達進行實驗分析。並將實驗成果與 LASTOOL 中以點為基礎 (point-based) 之分類模式進行比較分析。

本研究發展之作業平台主要架構於 C++ 程式語言，開發環境為 Microsoft Visual Studio 2010，並引入 Point Cloud Library (<http://pointclouds.org/>) 與 Open CV (<http://opencv.org/>) 等公開程式庫進行介面展示與數值處理。

4.1 實際空載光達資料

本部份採國立成功大學光復校區之光達資料進行測試，由 RIEGL-Q680i 全波形 (full-waveform) 光達掃描而成，本次航高約 800 公尺，點雲密度約 7 pt/m^2 。研究區域如圖 18 所示，由航照影像可知，該區地物主要有結構物 (structure)、樹 (tree) 與車輛 (car)。其中，由於本次掃描之點雲密度大致上能提供該三類別足夠的點數，本實驗將選用該三類別作為分類目標，設計分類程序。

以下首先介紹點雲分割成果，接續分析物件特徵選用方式，最後設計分類規則並展示實驗成果，並評估分類品質、比較 OBPCA 及 LASTOOL 分類成效。

4.1.1 點雲分割

在點雲分割上，首先利用 LASTOOL 萃取地面點，如圖 19 (a)。接續利用實驗區點雲密度計算 CT 值，進行三維叢聚分割，如圖 19 (b)，其中不同顏色代表不同物件。由點雲分割成果來看，以點密度推得之 CT 值在大部分區域皆能有效區別不

同類別之點雲，使大部分的結構物、樹木與車輛皆能分割為獨立物件。然而，由於叢聚分割法是基於距離所發展的方式，故在不同類別過於靠近之區域，在初步物件分割中未能正確分離，因此在後續分類上，需將該些混合物件 (Mixture) 再行細分。

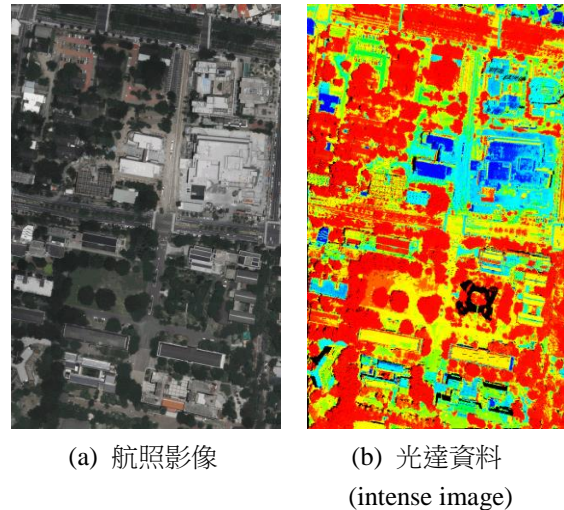


圖 18 空載光達實驗區域

4.1.2 物件特徵分析

完成物件初步分割後，首先需萃取物件特徵，以瞭解物件擁有的特性。為分析不同物件特徵於不同地物上的顯著性，以作為後續決策規則設計依據，本研究首先由叢聚分割成果中，人工篩選結構物、樹木、車輛與混合物等 4 類別各 10 個樣本物件，作為訓練資料 (training data)，如圖 20，並進行物件特徵萃取，計算各類別於各特徵之平均值與標準差。利用研究方法中提及的物件特徵響應曲線分析，可初步判定 Model Ratio、Mean Zn、Mean PC1、Mean Intensity、Std Z 及 Area 等特徵在此場景下，對結構物、樹木、車輛與混合物有較顯著的反應，如圖 21 所示，以下將分別說明該些特徵於各類別反應義涵。

由圖 21 (a) 可知，Model Ratio 能明確反應出結構物、混合物、樹木及車輛之可參數化比例，因此對於該四類別而言，此特徵在辨識度上扮演相當重要的角色。當 Model Ratio 高於 0.75 時，可判釋出大部分結構物；當 Model Ratio 低於 0.02 時，可判釋出大部分樹木與車輛；當 Model Ratio 介於

0.02 至 0.75 時，則可判釋出大多數混合物。由圖 21(b)、(c)、(d) 可知，Mean Z_n 、Std Z、Area 能有效反應出物體實際高度、高度變化量與投影至地面之面積。其中，車輛之 Mean Z_n 大都低於 1.5 公尺、Std Z 低於 0.5 公尺且 Area 小於 10 平方公尺。因此相較於結構物、樹木與混合物而言，同時使用這些特徵能有效輔助車輛判釋。此外，對於樹木類別而言，Mean Z_n 普遍高於 3 公尺，因此利用該特徵將有利於樹木判釋。由圖 21(e) 可知，物體幾何變化劇烈程度會直接反應在物件整體曲率上，因此對於結構物、車輛等較規則、平滑的物體而言，Mean

PC_1 在區別樹木與結構物（或樹木與車輛）上，具有較高的能力。當 Mean PC_1 高於 5.0 時可辨識出大部分之樹木；當 Mean PC_1 低於 5.0 時可辨識出大部分之結構物與車輛。由圖 21(f) 可知，受結構物與樹木表面材質不同的影響，感測器取得的點雲反射強度有較顯著的差異，因此 Mean Intensity 對於輔助此二類別的辨識上，有較高的助益。當 Mean Intensity 低於 50 時，可判釋出大部分樹木；當 Mean Intensity 高於 50 時，可判釋出大部分結構物。

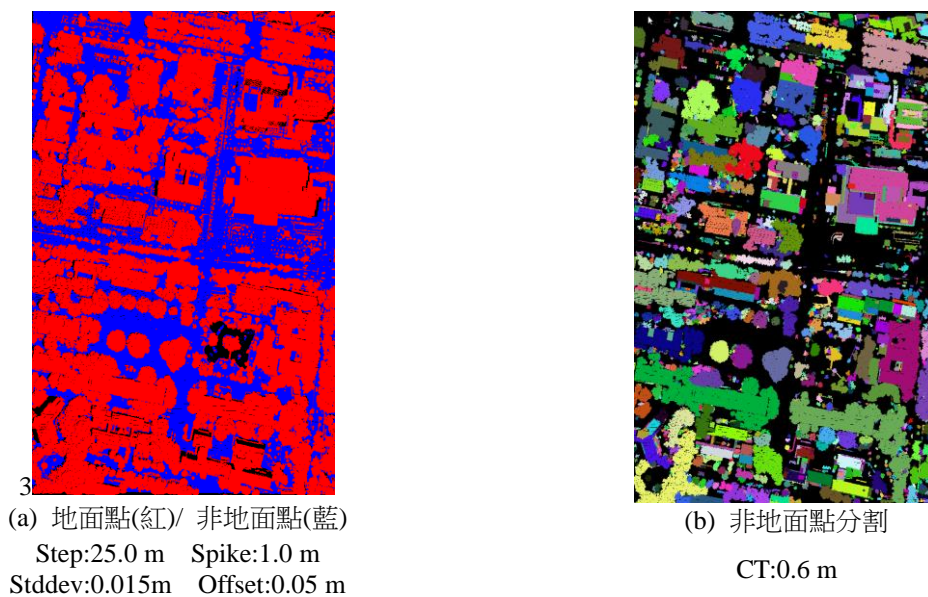


圖 19 空載光達點雲分割成果

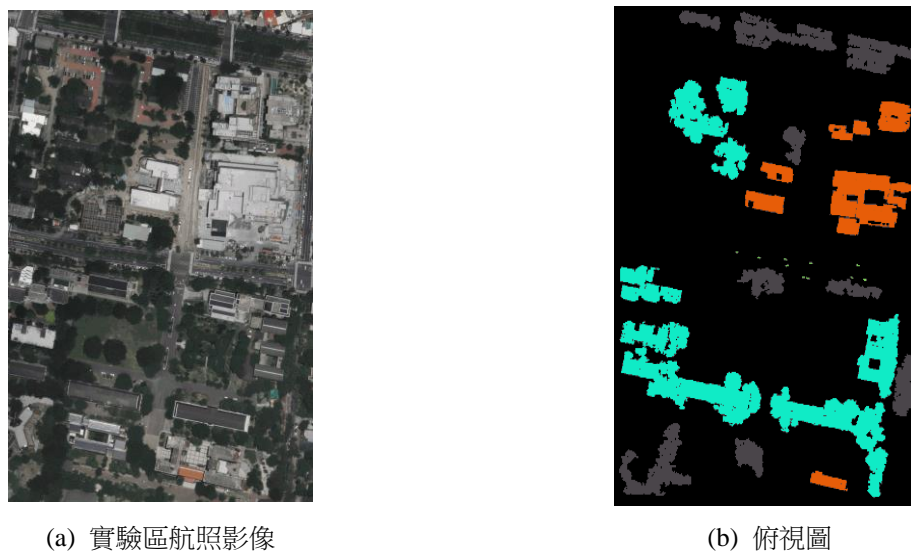


圖 20 空載光達訓練資料 (橘：結構物;灰黑：樹;綠：車輛;淺藍：混合物)

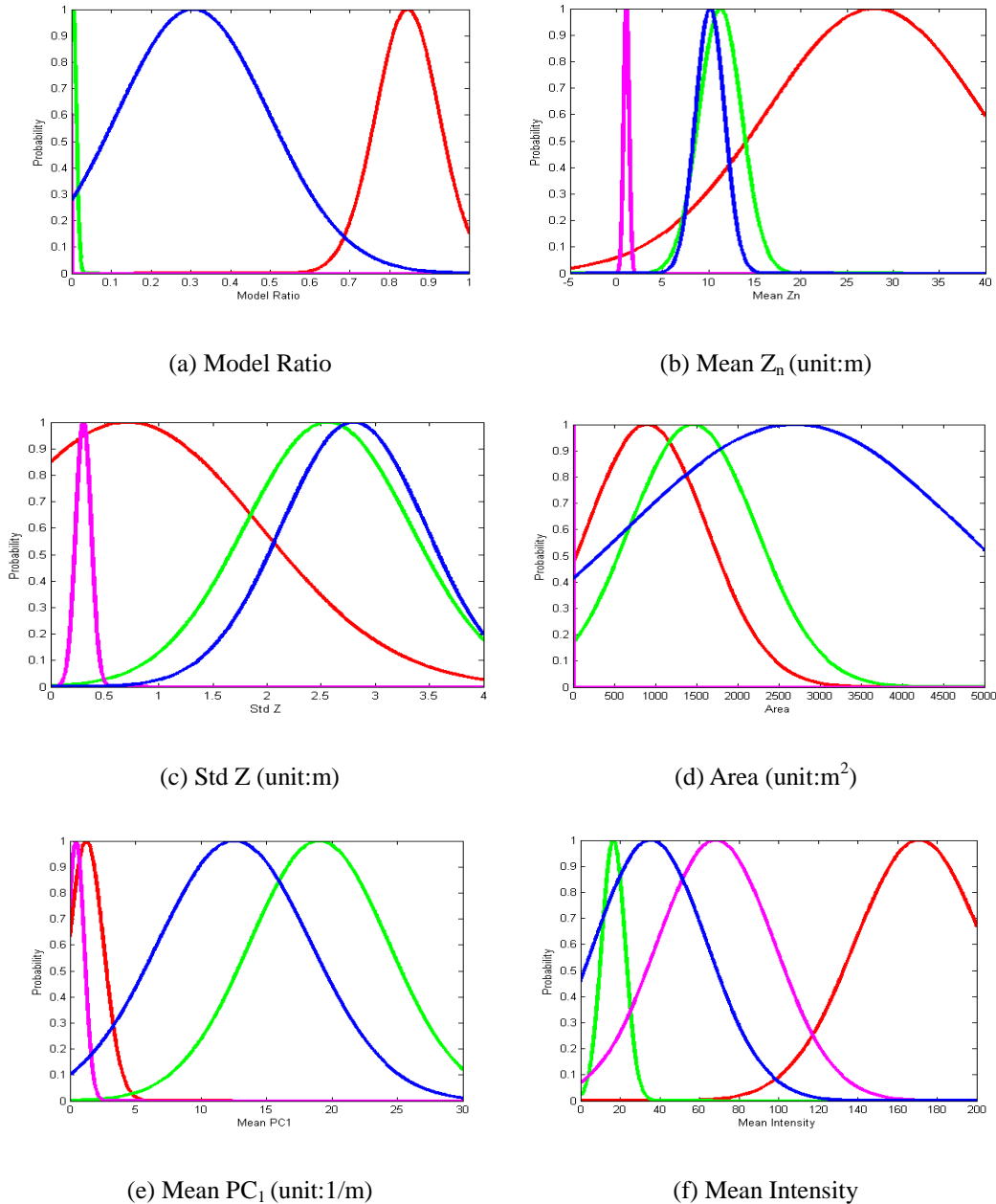


圖 21 物件特徵響應曲線

(紅：結構物;桃紅：車輛;綠：樹木;藍：混合物)

4.1.3 分類規則設計與分類成果

以下利用物件特徵分析成果設計分類規則。由於 Model Ratio 在結構物、混合物、樹木與車輛上具有高度分辨能力，首先可利用該特徵分類點雲物件為(1) 結構物、(2) 混合物與(3) 無模型 (No Model) 三類別。接續利用樹木於 Mean Intensity 與 Mean Z_n 反應特性分出 No Model 中的樹；以及使用 Mean Z_n 、Std Z、Area 與 Mean PC_1 分類車

輛。最後將不符合決策條件的物件，歸為未分類 (Unclassified)。然而，在結構物的部分，受實驗區樹木緊鄰結構物影響，叢聚分割法無法以凝聚特性分割不同地物點雲，造成 Model Ratio 特徵值反應介於結構物與非結構物之間，使多數結構物、樹木過於鄰近的區域，被分類為混合物。有鑑於此，本研究採用模型導向之 RANSAC 分割法進行二次分割。其中受限於 RANSAC 僅考量如何萃取出點雲資料中可模型化的點位，未考慮點位間個體上的

差異，本研究首先對混合物件採取RANSAC分割，以區別規則 (Regular)/不規則 (Irregular) 點雲，再分別對規則/不規則點群以三維叢聚分割法叢聚出獨立物件，最後將分割後之物件同樣進行物件特徵萃取與分類。基於上述方式，可設計分類規則如圖 22。

分類成果如圖 23，由分類成果來看，結構物、樹木與車輛之分類結果與人為認知的一致性相當高。此外，以本研究之二次分割程序可有效處理複

合構型的物件，並藉由 RANSAC 重新分割點雲物件，達到合理的分類。同時，比對光達點雲分類成果與航照影像後可以發現，過去容易受光譜資訊混淆而分類錯誤的地物，在本研究以物件架構搭配三維幾何與統計特性分類情況下，能有效改善分類成果。而在過去影像無法描述的三維資訊上，例如受大量樹叢遮蔽的車輛、小型結構等，以本研究之三維架構進行分類亦可有效將其分出，提供額外的空間資訊，如圖 23 (f) 所示。

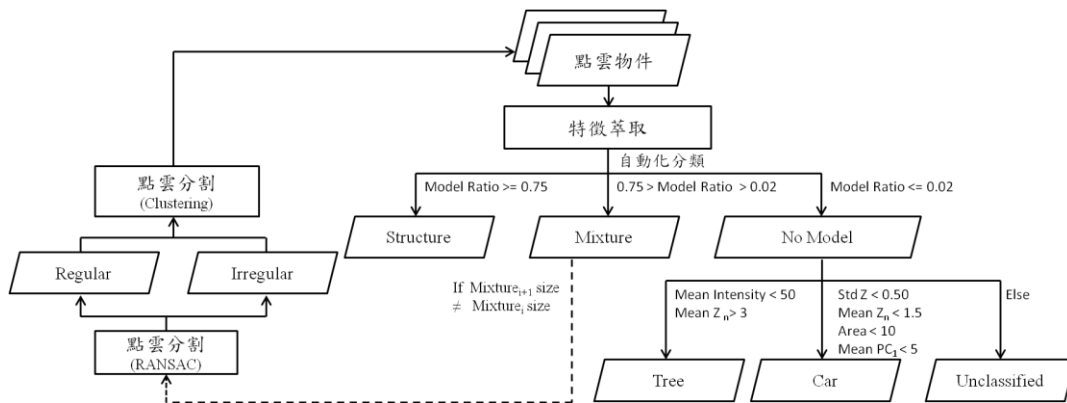


圖 22 空載光達分類規則

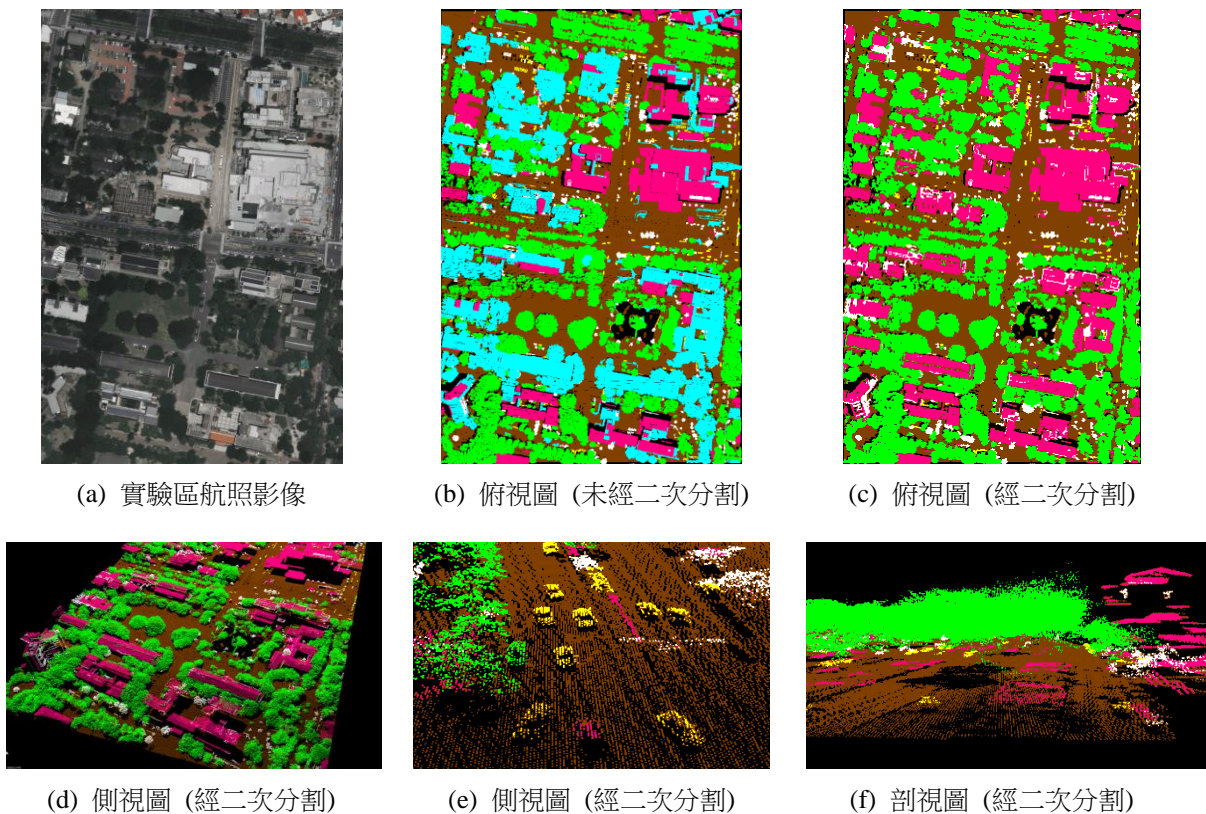


圖 23 空載光達分類成果 (紅：結構物;綠：樹;黃：車輛;淺藍：混合物;卡其：地面點;白：未分類)

4.1.4 分類品質評估

為瞭解 OBPCA 於本實驗區之分類品質，本研究在此以人工方式，將實驗區內人為可辨識的所有結構物、樹與車輛分出，作為分類品質評估之地面真 (ground truth) 依據，如圖 24。利用上述地面真資料計算分類成果之誤差矩陣 (Error Matrix) 如表 2，並以該表計算各式分類精度指標，如表 3。由分類精度指標可知，以物件作為點雲資料之描述單元，對於分類有良好的助益。其中可以發現，以本研究 OBPCA 架構進行分類，在誤授、漏授的比例皆低，顯示由點群所構成的空間資訊，能提供較以往分類模式更豐富、多元且穩健的資訊作為分類依據。然而，在車輛類別的分類成效上，受點雲密度與車輛投影面積的影響，物件中的點雲數量通常不高，因而不易完整描述該類別所擁有的空間特性，造成分類錯誤率較高的情況。此外，由整體分類精度及 Kappa 值可知，以物件為基礎的分類不僅能提升分類成果與人為認知的一致性，在分類品質上亦有相當良好的表現。

4.1.5 與 LASTOOL 分類成果比較與分析

在此利用 Isenburg (2012) 提出之 LASTOOL

進行比較分析，其主要以 point-based 的方式實行分類，而程式內建之可分類類別僅包含結構物與樹木，分類成果比較如圖 25。由分類成果可以發現，LASTOOL 在空載光達點雲分類成效上亦有不錯的表現。然而由於分類時採逐點判釋方式進行，未考量鄰近點位之歸屬性，造成結構物邊界普遍存有零散未分類點位 (類似傳統像元式分類中之椒鹽效應)。此外，LASTOOL 亦無法辨識遮蔽區下的結構物，如圖 25 (f)。

在此分別計算 OBPCA 與 LASTOOL 分類成果之 Error Matrix 與分類精度指標，其中，為了於同一基準比較分類成效，僅比較結構物與樹木之分類成果，如表 4 及表 5 所示。由分類精度指標來看，OBPCA 分類成效普遍有較佳的表現。其中由 LASTOOL 分類成果可知，以 point-based 方式進行點雲分類時，由於未考量點群所具有的空間分佈特性，容易造成誤授、漏授比例偏高，反觀 OBPCA 則能藉由空間特徵的輔助，有效抑制誤授及漏授的比例。而由整體分類精度與 Kappa 值亦顯示，以 OBPCA 架構進行點雲分類，不僅能提升分類成果與人為認知的一致性，在分類品質上亦能有優異的表現。

表 2 空載光達分類之 Error Matrix (單位：點數)

		Ground Truth			Total
		Structure	Tree	Car	
Classified	Structure	345525	2251	59	347835
	Tree	14078	744095	109	758282
	Car	407	923	6124	7454
	Total	360010	747269	6292	1113571

表 3 空載光達分類精度

	Structure	Tree	Car
Commission	0.66 %	1.87 %	17.84 %
Omission	4.02 %	0.42 %	2.67 %
Overall Accuracy	98.40 %		
Kappa	0.9638		

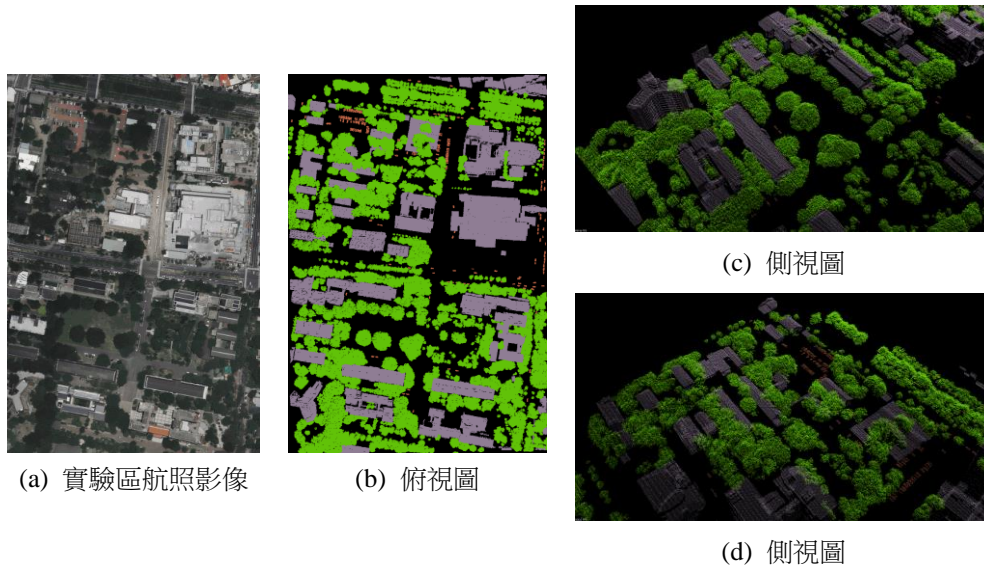


圖 24 空載光達地真資料 (灰：結構物綠：樹橘：車輛)

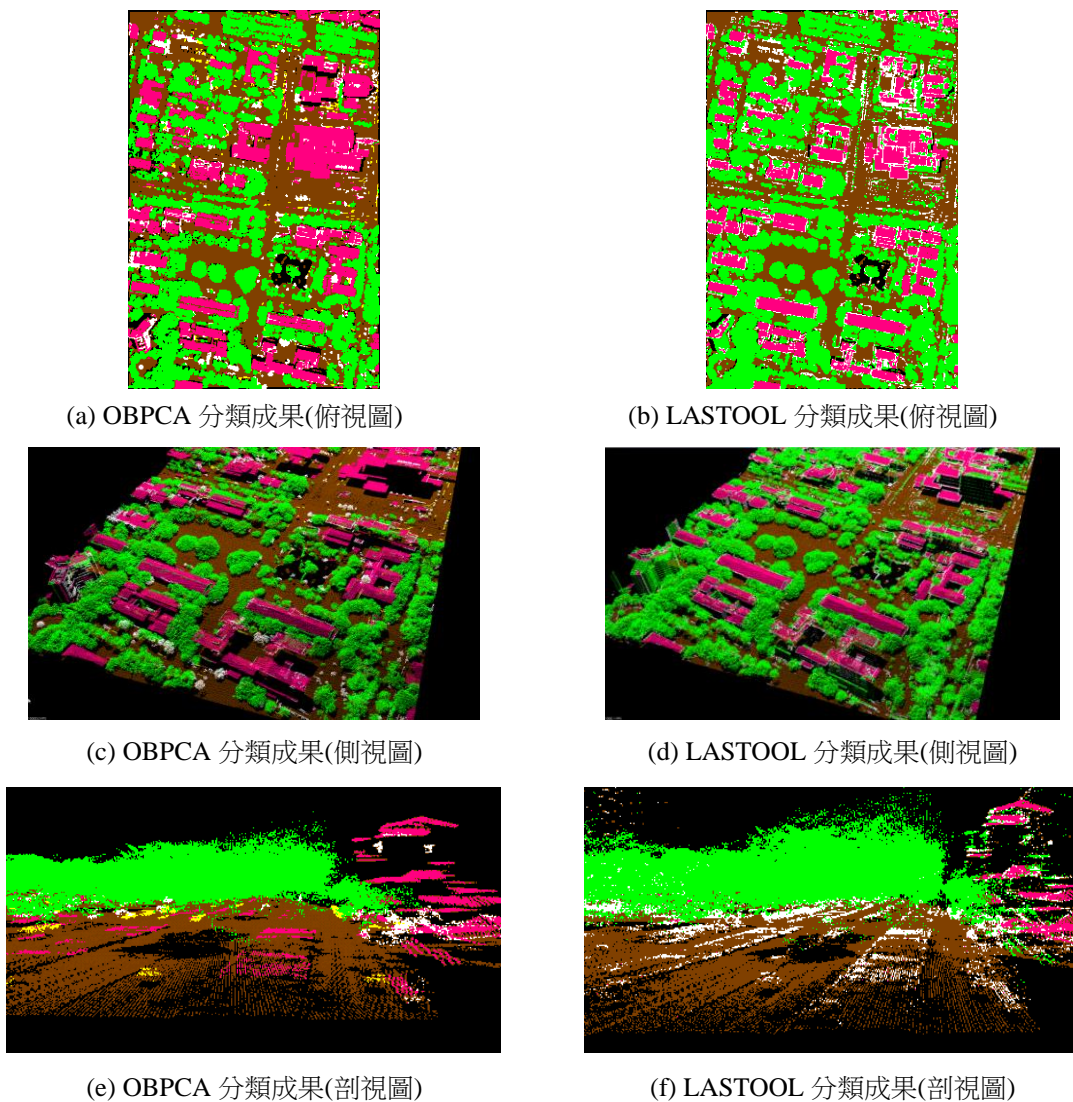


圖 25 OBPCA 與 LASTOOL 於空載光達分類成果比較 (紅：結構物;綠：樹木;白：未分類)

4.2 實際地面光達資料

本部份採國立台灣大學校本部大門警衛室之地面光達資料進行測試，點雲密度約 5000 pt/m²。研究區域如圖 26 所示，該區主要由結構物與植被等地物構成。其中，結構物包含建物與小型結構(例如：告示牌、售票機與交通錐等)；植被則包含樹、樹叢、樹幹等。鑒於於地面光達提供較多地物細節資訊，本實驗選用建物 (building)、小型結構物 (small structure)、樹 (tree)、樹叢 (grove)、樹幹 (trunk) 作為分類標的，設計分類程序。有鑑於分析程序與空載光達測試方式大致相同，以下僅簡述各階段處理成果。

4.2.1 點雲分割

在此同樣利用 LASTOOL 進行地面/非地面點分類，再以三維叢聚分割法進行物件初步分割，成果如圖 27 由點雲分割成果來看，以點密度推得之 CT 值能將不鄰近的物件有效區隔。然而，在部份區域因距離過於鄰近，仍出現類別混合情況，因此

後續需再行細分。

4.2.2 分類規則設計與分類成果

在此同樣以人工方式篩選各類別樣本物件，訓練物件特徵值，選定 Model Ratio、Cylinder Ratio、Mean Z_n、Std Z、Area 作為分類用之依序。首先可利用 Model Ratio 於結構物、混合物與植被類別的高分辨力初步分類點雲物件為(1) 結構物、(2) 混合物與(3) 無模型三類別。其中，當混合物件於 Cylinder Ratio、Std Z 及 Area 符合門檻要求時，即分類給樹幹類別。接續針對結構物的部份，設一面積門檻即可分出建物與小型結構物；針對無模型的部分，設定 Mean Zn 門檻即可分類出本場景之樹與樹叢。最後將不符合決策條件的物件，歸為未分類。然而因場景複雜度高，且此區地物大多過於鄰近，許多物件為混合類別，因此本研究在此同樣採模型導向之 RANSAC 分割法針對混合物件進行再分割。基於上述方式，可設計分類規則如圖 28。

表 4 OBPCA 與 LASTOOL 之空載光達分類 Error Matrix (單位：點數)

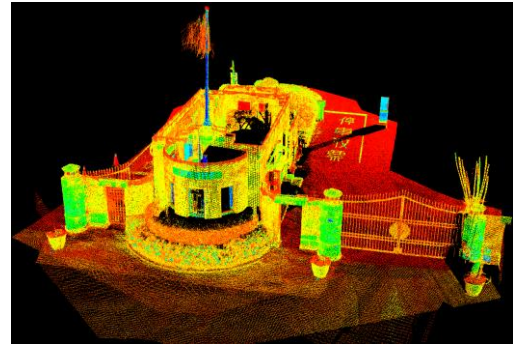
OBPCA / LASTOOL		Ground Truth		Total
		Structure	Tree	
Classified	Structure	345525 / 97144	2251 / 80	347776 / 97224
	Tree	14078 / 27742	744095 / 305546	758173 / 333288
Total		359603 / 124886	746346 / 305626	1105949 / 430512

表 5 OBPCA 與 LASTOOL 之空載光達分類精度

OBPCA / LASTOOL	Structure	Tree
Commission	0.65 % / 0.08 %	1.86 % / 8.32 %
Omission	3.91 % / 22.21 %	0.30 % / 0.03 %
Overall Accuracy	98.52 % / 93.54 %	
Kappa	0.9660 / 0.8322	

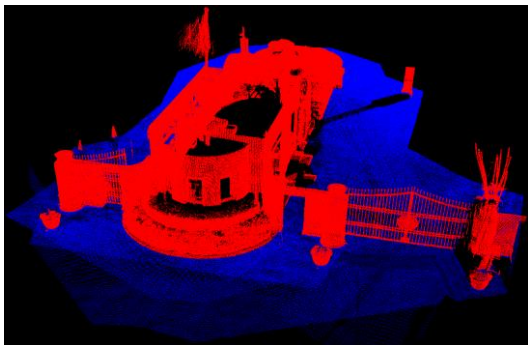


(a) 近景影像

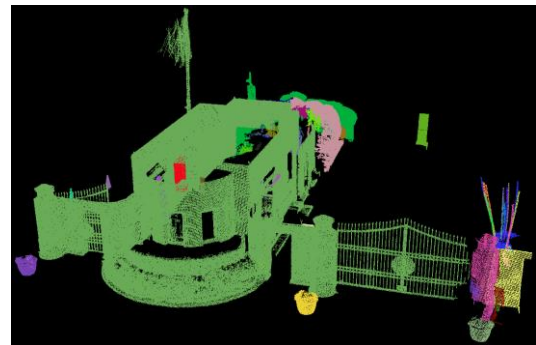


(b) 光達資料(intense image)

圖 26 地面光達實驗區域



(a) 地面/非地面點分類
(藍：地面點 紅：非地面點)
Step:5.0 m Spike:0.3 m
Stddev:0.05 m Offset:0.02 m



(b) 非地面點分割
CT:0.014 m

圖 27 地面光達點雲分割成果

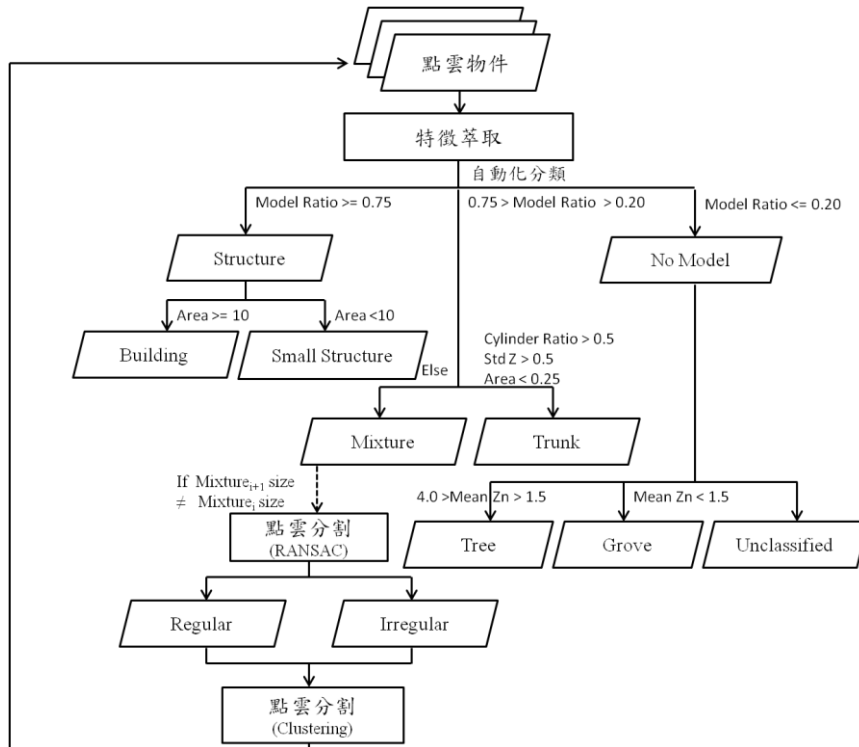


圖 28 地面光達分類規則

分類成果如圖 29，以本研究之二次分割程序確實能提升處理複合型物件之可行性，確實將物件中的細節取出，如盆栽中結構物部份即可與上端樹叢有效分離。而在植被的分類上，對於樹、樹幹而言，亦有不錯的分類成效，僅於樹叢的部份受人為修剪過於規則影響，在二次分割中仍可能從植被中萃取出模型，造成判釋錯誤，仍分類為混合物的情況。

4.2.3 分類品質評估

在此同樣以人工方式將實驗區內人為可辨識的建物、小型結構物、樹、樹叢及樹幹分出，作為分類品質評估之地真依據，如圖 30。利用上述地真資料計算分類成果之誤差矩陣如表 6，並以該表計算各式分類精度指標，如表 7。由整體分類精度與 Kappa 值可知，整體分類成效雖未達空載光達點雲分類品質，但在 OBPCA 之分類模式下，已可藉由點雲的空間特性搭配人為既有的認知，初步對地面光達點雲達到不錯的分類成效。

4.2.4 與 LASTOOL 分類成果比較與分析

在此同樣利用 LASTOOL 進行比較分析，分類

成果比較如圖 31。由分類成果可以發現，LASTOOL 用於地面光達點雲容易有分類成效不佳的情況。原因可能在於 LASTOOL 演算法之假設條件主要適用於空載光達點雲的掃描特性，因此將其用於地面光達點雲時，受點位間距與空間分佈特性大幅改變的影響，演算法內之假設條件與實際點雲分佈行為不符，造成全區點雲資料幾乎都分類錯誤的情況。反觀本研究以 OBPCA 架構實行點雲分類時，主要以物件叢集於三維空間中的分佈行為為依據，與掃描角度特性相關性較低，因此當點雲數量與分佈足以描述特定地物之幾何變化時，即可進行分類。此外，在分類之類別數上，以 OBPCA 進行分類時，可較容易地依人為認知增加或刪減分類類別。不同於以往針對特定地物發展特定演算法方式，OBPCA 統一以(1) 分割、(2) 物件特徵計算與(3) 分類的程序執行點雲分類，僅需藉由調變(1) 分割參數、(2) 特徵與門檻及(3) 分類規則即可完成，相較於傳統 point-based 方式，OBPCA 在分類之自由度上有所提升。有鑑於以 LASTOOL 進行地面光達點雲分類成效相當不佳，在此不另行比較 OBPCA 與 LASTOOL 之分類品質。

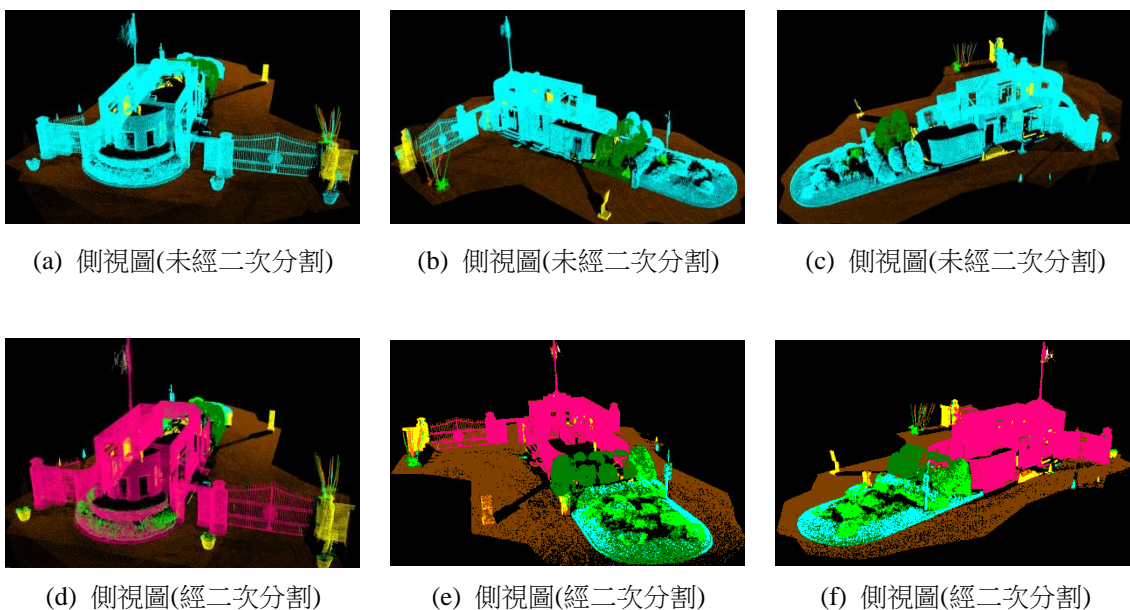
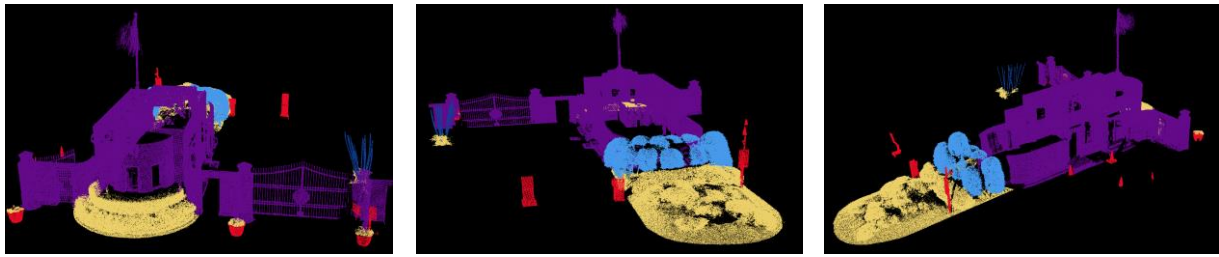


圖 29 地面光達分類成果

(紅：建物;黃：小型結構;深綠：樹;淺綠：樹叢;橘：樹幹;淺藍：混合物;卡其：地面點)



(a) 側視圖

(b) 側視圖

(c) 側視圖

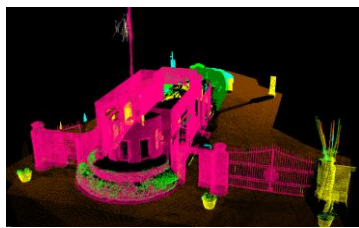
圖 30 地面光達地真資料 (紫：建物;紅：小型結構;淺藍：樹;黃：樹叢;深藍：樹幹)

表 6 地面光達分類之 Error Matrix (單位：點數)

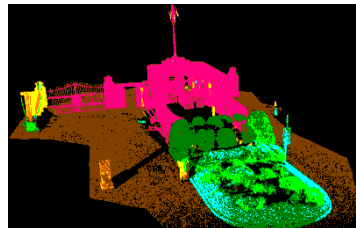
		Ground Truth					Total
		Building	Small Structure	Tree	Trunk	Grove	
Classified	Building	527341	0	0	0	61954	589295
	Small Structure	38292	10716	0	226	819	50053
	Tree	3050	119	104287	0	4788	112244
	Trunk	0	0	0	4151	86	4237
	Grove	1370	540	38211	1142	161016	202279
Total		570053	11375	142498	5519	228663	958108

表 7 地面光達分類精度

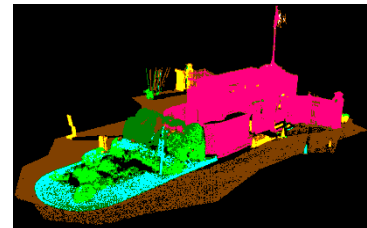
	Building	Small Structure	Tree	Trunk	Grove
Commission	10.51 %	78.59 %	7.09 %	2.03 %	20.40 %
Omission	7.49 %	5.79 %	26.82 %	24.79 %	32.07 %
Overall Accuracy	84.28 %				
Kappa	0.7221				



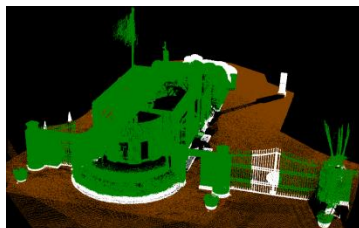
(a) OBPCA 分類成果 (側視圖)



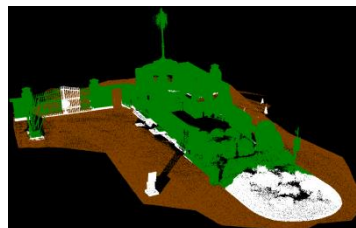
(c) OBPCA 分類成果(側視圖)



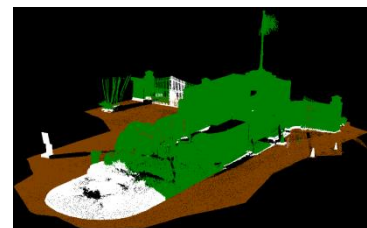
(e) OBPCA 分類成果(側視圖)



(b) LASTOOL 分類成果(側視圖)



(d) LASTOOL 分類成果(側視圖)



(f) LASTOOL 分類成果(側視圖)

圖 31 OBPCA 與 LASTOOL 於地面光達分類成果比較

(紅：建物;黃：小型結構;深綠：樹;淺綠：樹叢;橘：樹幹;淺藍：混合物;卡其：地面點;白：未分類)

5. 結論與建議

本研究利用以物件為基礎的影像分析 (OBIA) 架構出發,藉由解析過去以影像為主進行地物分類之優勢與限制,以及瞭解 OBIA 概念用於影像分類所提供的效益,進而提出以物件為基礎的光達點雲分類架構 (OBPCA)。為驗證 OBPCA 於各式光達資料之適用性,實驗中分別以空載光達與地面光達資料進行自動化地物分類。由空載光達與地面光達之分類成果可知,OBPCA 能藉由描述點群具有的空間特性輔助點位判釋,有效提升分類成果之合理性。此外,經比較 LASTOOL 之 point-based 分類成果後亦可發現,OBPCA 不論於光達掃描載台種類、分類類別數與分類程序上,皆較以往 point-based 分類模式有更高的自由度。

透過本研究可知,以物件為基礎的架構用於光達點雲的分類上,已可初步提供不錯的分類成效。然而,從研究中可發現仍有許多可探討與研究之空間。首先,於整體分類架構上,不論於點雲分割模式、物件特徵種類,以及自動化分類模式,皆有許多可改進的部份。在點雲分割上,除了利用點位距離特性或模型進行點雲分割外,未來期望能進一步分析不同的點雲分割技巧進行物件分割,例如可嘗試以局部性曲率變化作為分割與否依據。此外,當分割出的點雲物件不正確時,物件特徵計算成果無法提供穩固的分類依據,因此較佳之分類模式將有助於改善分類成效。在物件特徵上,本次實驗僅列出 20 餘項特徵進行分析,其中於物件特徵之特性可知,Model Ratio 適用於區分結構物與非結構物; Cylinder Ratio 適於找出柱狀物; Mean Z_n 適於分離不同高度的地物,例如樹與車輛,或樹與樹叢; Mean Intensity 則在空載光達資料中扮演植被萃取的重要角色。由上述可知,未來若能發展出更多有用於地物判釋之三維物件特徵,對不同地物的分類上勢必能有所幫助。最後,在自動化分類模式上,本次研究主要採監督式之決策樹分類法進行分析,後續若能於物件特徵萃取後,自動統計不同特徵之分離度,並排序特徵重要性,應有機會達到全自動化之光達點雲分類。同時,對於光達資料而言,近

年來以影像結合光達進行量測的方式逐漸興起,倘若後續能融合此二類資料於 OBPCA 之分類架構,並針對前述各個部分加以改善,未來於遙測分類上應有機會提供更即時、準確的地物分類。

參考文獻

- 王偉立 (2008) 光達點雲平面特徵自動化匹配與航帶平差之研究, 碩士論文, 國立成功大學測量及空間資訊學系, 台南。
- 王森、湯凱佩、曾義星 (2005) 光達資料八分樹結構化於平面特徵萃取, 航測及遙測學刊, 10 (1): 59-70。
- 邵怡誠、陳良健 (2006) 空載光達點雲於 DEM 自動生產與精度評估--使用 isprs 測試資料為例, 航測及遙測學刊, 11 (1): 1-12。
- 徐百輝 (2010) 物件導向分類演算法於衛星影像分析之應用 (YX99-044): 國立中央大學前瞻通訊實驗室九十九年度專案研究計畫。
- 莊雲翰 (2002) 結合影像區塊及知識庫分類之研究-以 ikonos 衛星影像為例, 碩士論文, 國立中央大學土木工程學系, 中壢。
- 鄭雅文、史天元、蕭國鑫 (2008) 物件導向分類於高解析度影像自動判釋, 航測及遙測學刊, 13 (4): 273-284。
- 羅英哲、曾義星 (2009) 光達點雲資料面特徵重建, 航測及遙測學刊, 14 (3): 171-184。
- 賴泓瑞、陳俊元、林昭宏 (2010) 以模型樣版為基礎之建物三維點雲建模演算法, 航測及遙測學刊, 15 (2): 189-199。
- Blaschke, T., Burnett, C. and Pekkarinen, A. (2004) Image segmentation methods for object-based analysis and classification. *Remote sensing image analysis: Including the spatial domain*:211-236.
- Carlberg, M., Gao, P., Chen, G. and Zakhori, A. (2009) Classifying urban landscape in aerial LiDAR using 3D shape analysis. In *Proceedings of the 16th IEEE international conference on Image processing*. Cairo, Egypt: IEEE Press.
- Definiens (2007) *Developer 7 - User Guide*. Munchen,Germany: Definiens AG.

- Douillard, B., Underwood, J., Kuntz, N., Vlaskine, V., Quadros, A., Morton, P. and Frenkel, A. (2011) On the segmentation of 3D LIDAR point clouds. In *2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*.
- Fischler, M.A., and Bolles, R.C. (1981) Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography. *Communications of the ACM* 24 (6):381-395.
- Gamanya, R., Maeyer, P. De and Dapper, M. De (2007) An automated satellite image classification design using object-oriented segmentation algorithms: A move towards standardization. *Expert Systems with Applications* 32 (2):616-624.
- Hough, P.V.C (1962) Method and means for recognizing complex patterns. *US Patent, no. 3069654*.
- Isenburg, M., 2012. Tools for LiDAR Processing, URL:<http://www.cs.unc.edu/~isenburg>
/lastools/ (last date accessed:30 July 2012).
- Moussa, A. and El-Sheimy, N. (2010) Automatic classification and 3D modeling of LiDAR data. In *Proceedings of the ISPRS Commission III symposium - PCV 2010*, edited by N. Paparoditis, M. Pierrot-Deseilligny, C. Mallet and O. Tournaire. Saint-Mandé, France.
- Oruc, M., Marangoz, A.M. and Buyuksalih, G. (2004) Comparison of pixel-based and object-oriented classification approaches using Landsat-7 ETM spectral bands. In *ISPRS 2004 Annual Conference*. Istanbul, Turkey.
- Rusu, R.B. (2010) Semantic 3D object maps for everyday manipulation in human living environments. *KI-Künstliche Intelligenz* 24 (4):345-348.
- Samadzadegan, F., Bigdeli, B. and Ramzi, P. (2010) Classification of LiDAR data based on multi-class SVM. In *The 2010 Canadian Geomatics Conference and Symposium of Commission I, ISPRS*. Calgary, Alberta, Canada.
- Schaeffer, S. E. (2007) Graph clustering. *Computer Science Review* 1 (1):27-64.
- Schnabel, R., Wahl, R. and Klein, R. (2007) Efficient RANSAC for point-cloud shape detection. *Computer Graphics Forum* 26 (2):214-226.
- Shapovalov, R., Velizhev, A. and Barinova, O. (2010) Non-associative markov networks for 3D point cloud classification. *Photogrammetric Computer Vision and Image Analysis* 38 (Part 3A):103-108.
- Suzuki, S., 1985. Topological structural analysis of digitized binary images by border following. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing* 30 (1):32-46.

Object-Based Classification for LiDAR Point Cloud

Keng-Fan Lin¹ Pai-Hui Hsu^{2*}

ABSTRACT

Recently, image classification methods have transferred from pixel-based to object-based. Under the consideration of specific spatial features of objects, such as spectral, shape, texture, or the subordinative relations among them, object-based image analysis (OBIA) could improve the efficiency of image classification. In order to raise the capability of automatic recognition of land features from LiDAR data, 2D object-based classification method is extended for 3D point cloud classification of LiDAR data in this study. First, point cloud is segmented to independent 3D objects by various methods. Second, object features designed by this study are calculated. At last, the point clouds are classified automatically according to the object features. This study applies airborne LiDAR and ground-based LiDAR to automatic land feature classification. On the part of airborne LiDAR, structures, trees and cars were chosen to be the targets of classification. The overall accuracy and kappa value ran up to 98.40 % and 0.9638 respectively. On the other hand, on the part of ground-based LiDAR, buildings, small structures, trees, trunks and groves were chosen to be the targets. The overall accuracy and kappa value were 84.28 % and 0.7221 respectively. The results show that utilizing the object-based concept to classify LiDAR point cloud can give assistance to point cloud recognition by means of depicting the spatial characters of these objects. The classification results then, therefore, improve not only the completeness, but also the quality.

Keywords: Object-Based Classification, Segmentation, Feature Extraction, Decision Rules

¹ Master, Department of Civil Engineering, National Taiwan University

² Assistant Professor, Department of Civil Engineering, National Taiwan University

* Corresponding Author, Phone: 886-3-6235799, E-mail : liweiwu@geoforce.com.tw

Received Date: Mar. 14, 2013

Revised Date: Jul. 21, 2013

Accepted Date: Aug. 14, 2013

空載光達資料產製數值高程模型之 品質評估探討

王正楷^{1*} 曾義星² 劉囿維³

摘要

空載光達資料目前已成為生產大範圍數值高程模型(Digital Elevation Model, DEM)的主要來源之一。藉由點雲的過濾程序，點雲即可被分類為地面點和非地面點，而分類後的地面點即可用以生產 DEM。欲評估 DEM 的成果，過去經常使用的方法為計算點雲分類後之分類精度；另一方法則利用一個已知的 DEM 或是已知的控制點當作檢核資料，再與所生產的 DEM 進行高程差異比較。在這二個方法中，當採用分類精度的指標時，其缺點在於無法顯示點雲分類的成果是否有過度濾除之現象(即代表地面重要特徵的點位被濾除了)，或是地面點群中仍然存在極大的高程差異之非地面點，此分類精度的缺點雖然可以利用高程差異比較的方法來彌補，但高程差異法在實務的檢核應用上，往往僅適用於平坦地，不適用於地勢陡峭之測區，此乃因地勢陡峭之區域，其地面點和非地面點之分類往往容易混淆，造成有較大的誤差存在，若以直接高程差異的方式來評估 DEM，這些區域通常難以通過檢核之標準，實務上，我們希望判斷的標準能夠隨著地勢之起伏而有所調整，且此標準能夠適當且合理的評估 DEM 之品質。因此本研究以實際應用面的層面來考量，提出一個正規化高程差異指標，此指標可適用於不同坡度之地形，研究中並透過此指標來評估自行所產製的 DEM，實驗結果顯示，正規化高程差異指標在實際的檢核上，能有效的運用在市區和郊區中，在考慮坡度的因素後，能夠快速提供 DEM 品質判斷上之依據。

關鍵詞：空載光達、數值高程模型、品質評估

1. 前言

數值高程模型(Digital Elevation Model, DEM)乃是目前常用的、可作為描述地球表面的資料，又地理環境現象時常隨著時間或自然災害等逐漸地改變或短時間的發生變動，因此 DEM 之生產乃有週期性或即時性之需求，而 DEM 之製作時間及成本即成為生產者之重要考量。近年來，空載光達系統的發展，可大範圍且快速地獲取測區之地形地貌，其所獲取的點雲精度在平面上可達 ± 15 cm 左右，高程上可達 ± 10 cm 左右之等級精度，同時，雷射訊號有機會穿透森林到達地面以及可記錄多重之反射回訊，這些優點使得空載光達系統成為產製

DEM 的主要觀測資料。

DEM 品質的檢測指標一般可分為統計和視覺分析兩種(Podobnikar, 2008)。傳統的品質評估方式，是以少量但高精度的參考資料(如控制點)與所製作的 DEM 進行比較，例如採抽樣檢測高程之方式，透過 RTK 或 eGPS 實測所得之地面點位資料與生產的 DEM 進行檢測，由於光達的點雲通常不會恰好落在實測的檢核點上，因此須將分類後的光達地面點以內插的方式求出對應檢核點平面位置上的高程，以此計算光達點位與檢核點之高程差異，再透過多個檢核點求出均方根誤差(Root Mean Square Error, RMSE)值。然而，光達資料富含大量的三維點群，抽樣檢測只能針對少量的檢核點來進

¹ 國立成功大學測量及空間資訊學系 博士候選人

² 國立成功大學測量及空間資訊學系 教授

³ 國立成功大學測量及空間資訊學系 碩士

*通訊作者，電話：06-2370876 ext.852, E-mail: c.k.wang1983@gmail.com

收到日期：民國 102 年 08 月 08 日

修改日期：民國 103 年 08 月 14 日

接受日期：民國 103 年 08 月 20 日

行，無法完善地評估 DEM 之品質。基於此，Jancso and Zavoti(2005)則將 DEM 網格點反投影至對應的一組空照影像上，再利用影像匹配技術獲得其相對應的高程，從而比較與原本 DEM 高程之差異，然而空照影像通常難以獲取樹冠下之高程，因此仍有所不足。石宏揚及史天元(1997)則針對八掌溪流域農委會 40 公尺之 DEM 作誤差探討，以坡度、坡向、等高線及影像處理方式來檢視 DEM 中存在之誤差。然 DEM 之品質評估，除了利用檢核資料直接檢核所產製的 DEM 成果外，其產製 DEM 之過程亦應納入品質評估之考量；Kraus *et al.* (2006)則針對影響內插後 DEM 網格精度的四種因子：原始點雲及鄰近其林進點的點數和分布、原始點與網格的距離、地面曲率、原始點在高程的精度，進行探討，然而此分析方法是假設在點雲分類正確無誤之下，以及所用的地面點應不含有非地面點。而影響光達點雲製作 DEM 的過程中，點雲分類乃是影響最終 DEM 成果品質相當重要的因素之一，而用來評估光達點雲之分類好壞通常可透過分類精度來進行計算，常見的分類精度有生產者精度、使用者精度、整體精度和 Kappa 指標，這些指標皆可做為後續製作 DEM 品質評估之參考。

在上述的高程差異評估和分類精度二種品質評估的方法中，分類精度無法查出分類錯誤的地面點其高程是否與真實地面有很大的差異，僅能得知有點雲錯誤分類之百分比；而高程檢測方法雖可以偵測是否有高程差異量大之點位存在，然而其尚有下列的二項缺點：第一，檢核點位數量不多且難以全面獲取，部分地形陡峭的區域難以進入進行施測，因此造成檢核點多分布在平地上，使得測區檢核點具有數量不足且不均勻散布之風險，而若待檢核之 DEM 中含有部分之陡峭地形(如山區)，那麼透過此法所檢測的差值結果，即會過度樂觀地高估 DEM 之品質(因檢核點多落在平地上，其高程差值通常較低)。第二，當有全區之檢核資料時(例如用一個已經過檢核之 DEM 或已經過嚴謹分類後的點雲資料做為檢核資料)，實務上會發現在地形崎嶇處，發生高程差異較大的情形其頻率相對於平坦地有很明顯地提高，造成這個差異的主要因為當測

區地形崎嶇且又有低矮植物覆蓋時，此兩種地物的點雲常有模糊地帶，難以區分，自動化的分類過程有很高的機會分類錯誤，即使利用人工來進行地面與非地面點之分類，不同的操作人員，其分類結果亦會出現有很大的不一致性(在這些區域，操作員對於點位判定認知的不同將會特別明顯)，而在實際的應用上，為了檢驗生產方(或稱乙方)所生產的大範圍 DEM，通常檢核方(或稱丙方)亦會同時生產同一區的 DEM 來互相比對，然而，由於兩方操作員對上述所提及較難以判定之陡峭區域，其人為認知所帶來的差異即為造成此區域的 DEM 難以通過檢驗。基於實際應用的考量下，若要對這些地區進行反復的編修直致符合檢核方所生產的 DEM，勢必耗費大量的時間和人力成本，不符實際效益。因此，對於此高程差異法的應用，應進一步在檢核的方式上作改進，將地形因素納入考量。基於此，本文即提出了正規化高程差異之指標，透過預先計算的高程坡度，將坡度以加權的概念調整高程差異之門檻值，當地勢起伏較大時，則調整給予較大的容忍值，當坡度平坦時，則給予較小的容忍值，如此將地勢起伏之因素消彌，改善直接高程差異法之缺點，提升檢核之速度。

2. DEM 品質定義

以空載光達資料所產製之 DEM，其誤差來源主要有三種，一是點雲資料本身點位的誤差，二是點雲過濾(分類)誤差，三是地面點點雲資料網格化所經內插所產生的誤差，這些誤差會逐漸累積至最終的 DEM 上。本研究假設光達資料僅有儀器產生之隨機誤差，而粗差以及航帶間之系統誤差已在預處理中被剔除或消弭。而點雲資料經過過濾後所得的地面點，乃以一定解析度(本研究為 1 公尺x1 公尺)的網格以 Kringing 內插方式網格化，在點雲數量充足下，內插所產生之誤差應相當有限，因此，本研究主要以點雲過濾誤差之影響，評估產製 DEM 之品質。

DEM 產製過程中，品質控制是不可缺少的一部分，美國內政部地質調查所(United States

Geological Survey, USGS)針對 DEM 的測製編撰品質標準手冊(USGS, 1997),提出以均方根誤差(Root Mean Square Error, RMSE)、邏輯及視覺驗證等方式評估 DEM 品質。然而對於均方根誤差指標而言,如前所述,高程差值和地形梯度(gradient)通常存在正相關的關係,在地形起伏變化大或是梯度較大的區域容易會有較大的高程差異,如圖 1 所式,其顯示真實地表及產製 DEM 之剖面示意圖,圖中兩 DEM 之高程差異如虛線表示,此較大的差異值往往會相當程度的提高 RMSE 之數值,故 RMSE 的指標對於地勢的起伏存在高度的相關性,而本研究所言考量之正規化高程差異,相當於利用此點在法方向(Normal)的高程差異來取代原本的差值(如圖中實線箭頭所式),這樣的計算方式,讓每個高程差都是由此點沿著法方向到參考 DEM 之距離,各點的差值可看作改正了坡度所帶來的影響,即此正規化差值不受此點所在的坡度因子之影響,如此,即可較符合實際之檢核應用。

綜合上述,本研究對於生產高品質的 DEM 之檢核,定義為應具備底下三個要件:

1. 點雲過濾後必須要有良好的分類精度。
2. 與參考(檢核)資料的高程差異應小,其乃表示產製之 DEM 越貼近真實地表。
3. 就經驗而言,在山區地形局部劇變且參雜低矮灌木的地方,比平地更容易發生錯誤,因此,我們希望在作兩 DEM 的差值比較時,對於地形起伏較大的區域能有較大的高差容忍值。

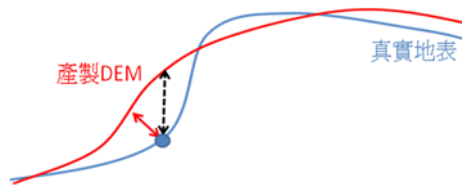


圖 1 真實地表及產製 DEM 剖面示意圖

3. 傳統 DEM 品質評估方法

點雲分類的誤差直接影響 DEM 的品質,而分類的正確及錯誤之統計數目常以誤差矩陣(Error Matrix)表示之,若將點雲分類為地面點及非地面點,

則其誤差矩陣可以表示如表 1,由誤差矩陣可推導出一些品質指標,如型一錯誤(Type I error)、型二錯誤(Type II error)、整體精度(Overall Accuracy, OA) (Fenstermaker, 1994; Lillesand and Kiefer, 2000) :

$$\text{Type I error} = \frac{B}{A + B} * 100\%$$

$$\text{Type II error} = \frac{C}{C + D} * 100\%$$

$$\text{OA} = \frac{A + D}{E} * 100\%$$

表 1 點雲分類之誤差矩陣

誤差矩陣		分類成果		
		地面點	非地面點	總和
參考資料	地面點	A	B	H (A+B)
	非地面點	C	D	I (C+D)
	總和	F (A+C)	G (B+D)	E (A+B+C+D)

A: 地面點被正確分類之個數; B: 地面點被誤判為非地面之個數; C: 非地面點被誤判為地面之個數; D: 非地面點被正確分類之個數

型一錯誤表示應為地面點之點雲誤判為非地面點,即地面點漏授(omission)。型二錯誤表示應為非地面點之點雲誤判為地面點,即地面點誤授(commission)。無論是型一錯誤或型二錯誤,不正確的點雲分類都可能使產製之 DEM 失真。在平坦且地物覆蓋少的區域,地面點的數量對於 DEM 精度無太大差異。如圖二所示,紅色點假定為正確分類之地面點,藍色點及紅色點分別為型一錯誤(漏授)和型二錯誤(誤授),由圖可知,因漏授而產生的誤差,經內插後其錯誤對地形高程無太大影響,但誤授的存在則使得其後製之 DEM 明顯異於原本之地形起伏。型一錯誤之影響是使得該處之點雲密度較應有之密度低,然以光達高密度之資料特性,其影響對內插成 DEM 之成果不大。故大多點雲過濾演算法傾向於過度濾除(Over-filtering)點雲以降低型二錯誤,因誤授情形可能影響 DEM 甚鉅。

圖 3 展示測區同時涵蓋平坦以及陡峭之地型

範例，圖 3(a)為參考地面點，圖 3(b)為陰影圖，原始資料經自動過濾後(利用 TerraScan 軟體)，可得分類後之地面點，圖 3(c)和(d)中，黑色線表示參考地面點所構成之 DEM 等高線，而圖 3(c)中紅色線為分類後型二錯誤之 DEM 等高線，圖 3(d)中紅色線則為型一錯誤之 DEM 等高線。由圖可知，型一錯誤常常發生在地形陡峭處，如山區，因其地勢變化多端，且通常被樹木覆蓋，這樣的地形原本地面點已經不足，再加上此地之幾何複雜，一般的分類

器容易將地面點分類成非地面點，因此造成型一錯誤，型一錯誤通常會造成地面點數量不足，對於經內插後之網格化 DEM，依照內插的方法和特性，多半會產生對應的高程差異。而圖 3(c)顯示在地勢平坦區接近地形開始變化處以及有房屋或樹木之周圍區域，有較大機會產生型二錯誤，此型二錯誤即會造成前述所論及之較大高程差異，這些大的高程差異在所製造的 DEM 上，在視覺上具有突出狀之特徵。

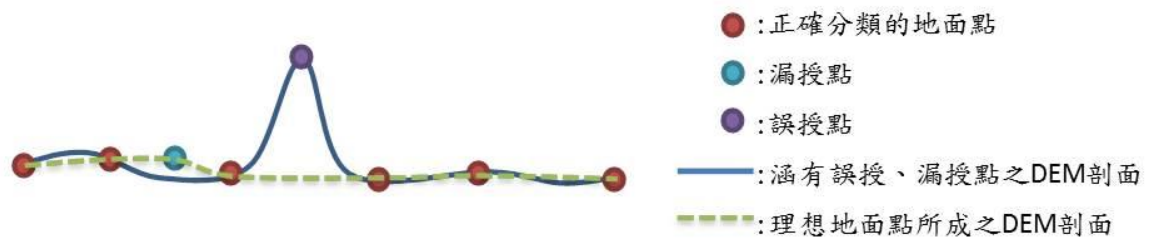


圖 2 平坦地區漏授、誤授對於 DEM 之影響示意圖

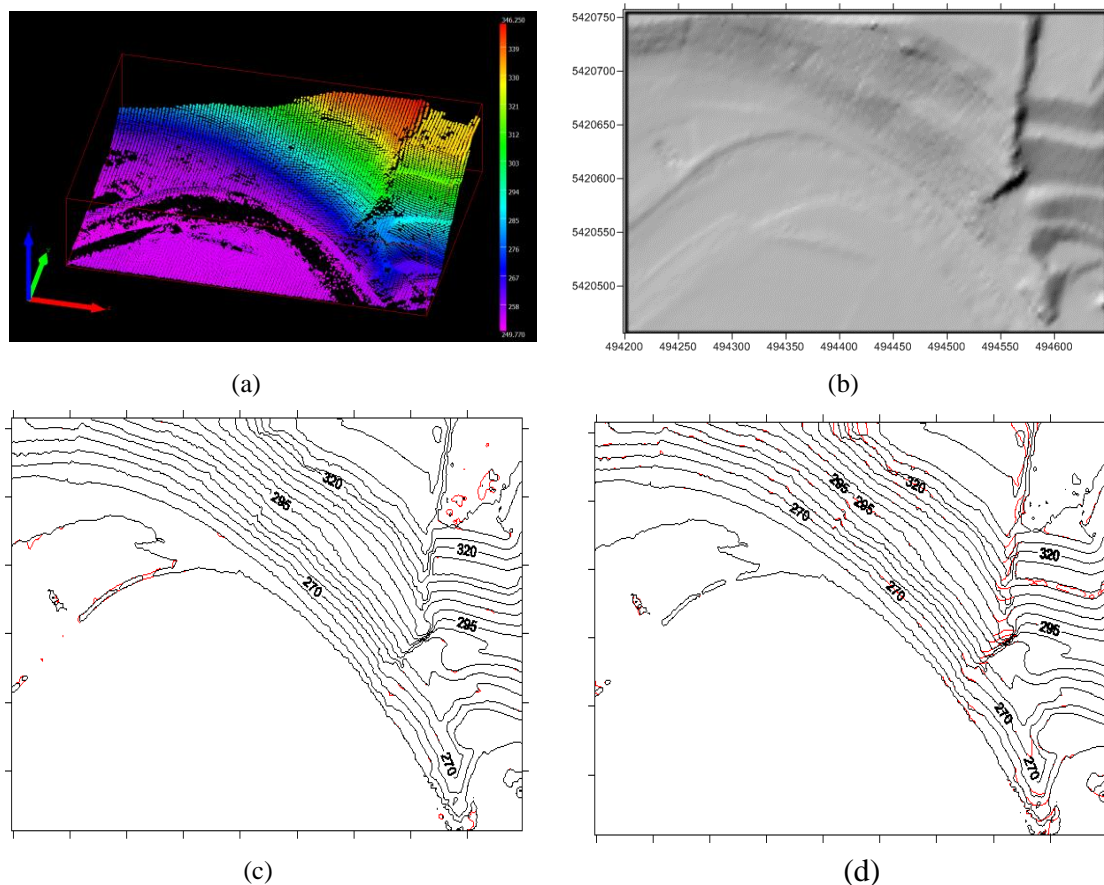


圖 3 地形起伏較大之地區其漏授、誤授對於 DEM 之影響範例。(a)參考地面點；(b)測區陰影圖；(c)黑色為參考 DEM 等高線、紅色為涵蓋型二錯誤等高線；(d)黑色為參考 DEM 等高線、紅色為涵蓋型一錯誤之等高線

另外，儘管分類精度提供一個了解分類成果之指標，然其分類精度仍隱含有隨機分類可能達到的正確率，其統計意義不夠嚴謹，因而 Cohen(1960) 提出 Kappa 指標，將隨機分類可達到的正確率扣除，以符合統計意義：

$$\hat{k} = \frac{OA - P_c}{1 - P_c} * 100\%$$

其中 $P_c = \frac{F*H+G*1}{E^2}$ 為機率一致率(chance agreement rate)。

3.1 高程差異量評估

高程差異評估乃透過兩 DEM 相同位置之差異值進行評估，並進一步計算出整體的均方根誤差。通常 DEM 若以規則網格來表示，則利用兩規則網格相減後即可得其差異成果。而由其差異值可以再計算得平均值(μ)、均方根誤差(RMSE)、最大值

(Max)和最小值(Min)作為評估指標：

$$\mu = \frac{\sum_{i=1}^n \Delta z_i}{n}、RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n \Delta z_i^2}{n}}$$

其中，n 為總網格數目， Δz_i 為 DEM 網格差值

將高程差異值進行數值統計，圖 4 表示一個測區之統計範例，由圖 4(b)可得知高程差異的大小和其分佈情形；高程差異大小的數量可進一步藉由直方圖展示之(圖 4(c)所示)，其誤差分佈集中於中央 0 值，90%的高程差異量介於-1 及 1 之間，絕大部分的濾除成果與參考資料的高程相符。由於較大的高程差異數量很小，其直方圖不能清楚顯現大誤差之數量，故將縱軸的網格數目乘上 10 取對數 \log_{10} ，可得圖 4(d)新的高程差異直方圖。縱軸為 1 代表此差異量值僅有一個網格，2 則表示 10 個網格，依此類推。若其取對數後的差異直方圖的差異範圍越窄(X 軸)，其 DEM 品質可認為較佳。

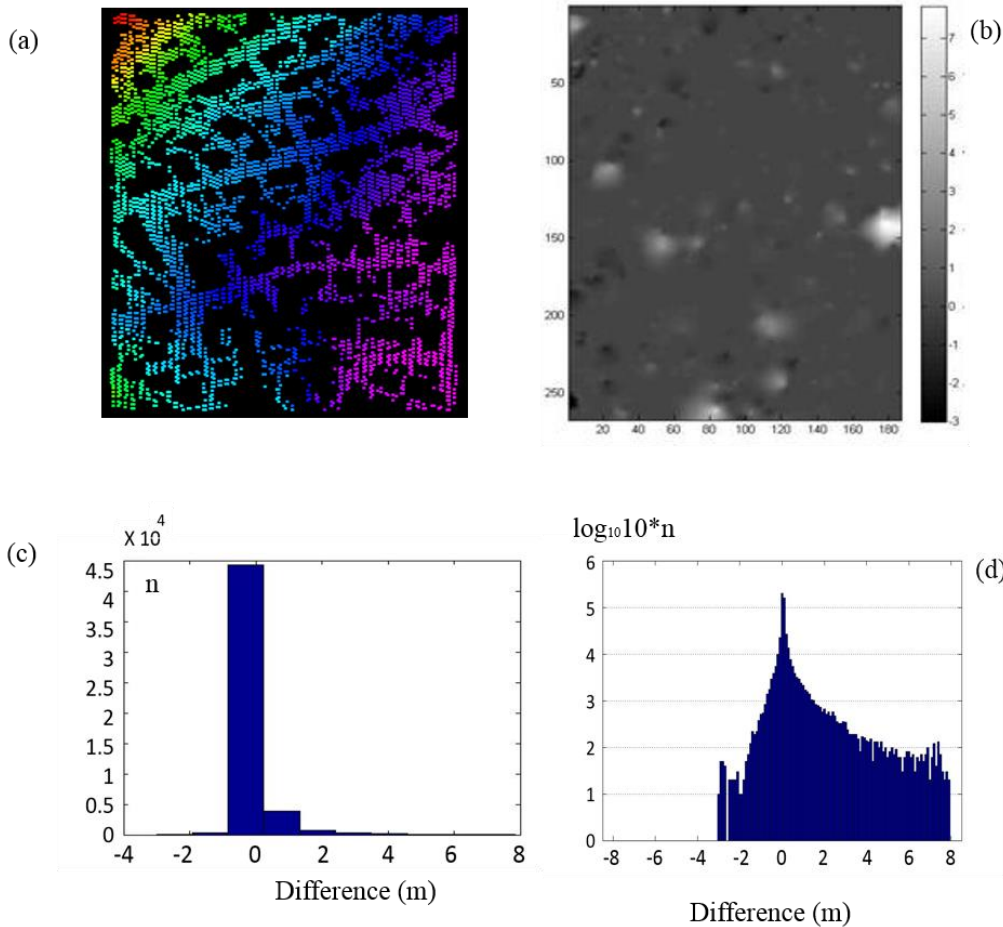


圖 4 高程差異統計範例，測區為平坦區都市區。(a)參考地面點雲；(b)自動過濾生成之 DEM 與參考 DEM 的誤差，白色代表比參考地面還高，黑色代表比參考地面還低；(c)高程差值個數直方圖；(d)高程差值取對數個數直方圖，其中 n 表示個數總數

4. 高程差異正規化

進行空載光達產製 DEM 之實測計畫時，通常沒有對應全部範圍的地真資料來評估產品之品質。所以在實際作業中一個可行之品質控管方法是採抽取部分資料重複進行點雲過濾來交互檢驗，比較兩個獨立作業生產的 DEM 之高程差異，來評估 DEM 的產製品質。此檢驗最主要的目的是抽驗 DEM 產品中存在多少大誤差的網格點，藉此回頭檢驗生產者犯了哪些點雲過濾上的錯誤。然而，此方法亦受到編輯人員對點雲判斷認知之影響，以實務經驗而言，都市區或平坦區在生產者以及檢驗者對於點雲辨識的認知有較一致的情況，亦即其平坦區所製成的 DEM 兩者差異通常較小，此部分若有較大的差異，通常即為人為的粗差所致，例如不經意的將建物的點群視為地面點，然而，對於一個較有經驗且熟練之生產者，這些錯誤發生的頻率應較低；而在地勢起伏較大的地區，例如山坡地形，在實務經驗上，生產者和檢驗者所製成的 DEM 有較高的機會產生大的高程差異，其原因為地勢崎嶇的山坡地形，除了可能有高大的植被覆蓋外，尚存在低矮之灌木，這些低矮的灌木由於接近地面，又因地形陡峭，使得即使利用人工判斷，有時亦難以斷定該點歸屬於地面亦或是灌木，此時，一個明顯的高程差可能就會因為人為判定認知的差異而產生。因此，倘若單純使用高程差異的量值來做為檢驗之指標，往往會發現山區中有極多處屬於須重新檢驗之區塊，而在平地區域，其高程差異量大的區塊則相對很少。倘若僅使用一個高程差異門檻來判斷某區是否需要重新檢驗，那麼會發現平地區幾乎不需檢驗，而高山區不通過此門檻的區域則相當多，往往難以通過檢核標準。由此可知，如此單一門檻的檢核方式是不符實際應用的，一個好的檢核方式應將地勢起伏納入考量，隨著地勢不同而調整其通過門檻，在地勢平坦區，其門檻應相對較低(嚴格)，使得人工的粗差能夠察覺出，而地勢起伏大的區域，則放寬門檻，使檢驗能夠排除前述所談及因人工判斷之模糊地帶所造成的差異。

基於上述考量，本研究乃改進直接高程差異之指標進而提出「正規化高程差」來因應地勢起伏之情況。圖 5 為此正規化高程差之計算流程，首先步驟乃計算出待檢驗之 DEM(以 DEM A 表示)以及用來檢核之參考 DEM(以 DEM B 表示)的梯度，如此可分別得到梯度影像，本文所採用的梯度計算法採 Sobel 梯度運算元，在得到梯度影像後，取對應的兩個梯度影像中的最小值(每個對應的梯度像元)當作此區域的參考梯度影像，取兩者中梯度較小值的原因為 DEM 之取得須先進行非地面點的過濾，過程中常有過濾不完全的情況，兩 DEM 相對網格間的較大梯度值，往往是過濾未完全之錯誤處，其梯度值的可信度較低。得到測區參考梯度影像後，可再以之產生一個稱作高差調整值的 \bar{h} ，此高差調整值計算方式為網格解析度大小(例如本研究即為 1 m)乘上梯度之絕對值，接著再以原始的 DEM 計算出兩 DEM 之高差值(ΔDEM , DEM A - DEM B)，即高程差值影像(ΔDEM)，透過 ΔDEM 和 \bar{h} ，即可求出正規化高程差影像，其計算方式如下：倘若原本的高差值 $\Delta DEM(X_i, Y_i)$ 大於 0，則減去高差調整值(\bar{h})，而調整後的高差值若小於 0，則將調整後的高差值設為 0；反之，若原本高差值 $\Delta DEM(X_i, Y_i)$ 小於 0，則加上此高差調整值(\bar{h})，若其結果大於 0，則將調整後的高差值設為 0，最終即會得到正規化高程差影像。圖 6 為一個 DEM，經上述之計算流程後，所得到的正規化高程差之成果範例，同時，我們亦計算出傳統直接高程差異法之成果，以進行比較。由圖 6(c)可知，單純的 DEM 高程差其差值往往較大，且分布更為零星和廣泛，而若使用正規化高程差(圖 6(d))，其差異較大的地區較為集中且分布較少，此時，由於此差值已經過坡度之改正，即可利用一個單一門檻(如 2 m)，找出正規化高程差異量大於此門檻的區域，以茲作為不合格之區域，計算其不合格之數量或面積，進而判定所製成之 DEM 是否合格或需重新再進行編輯。

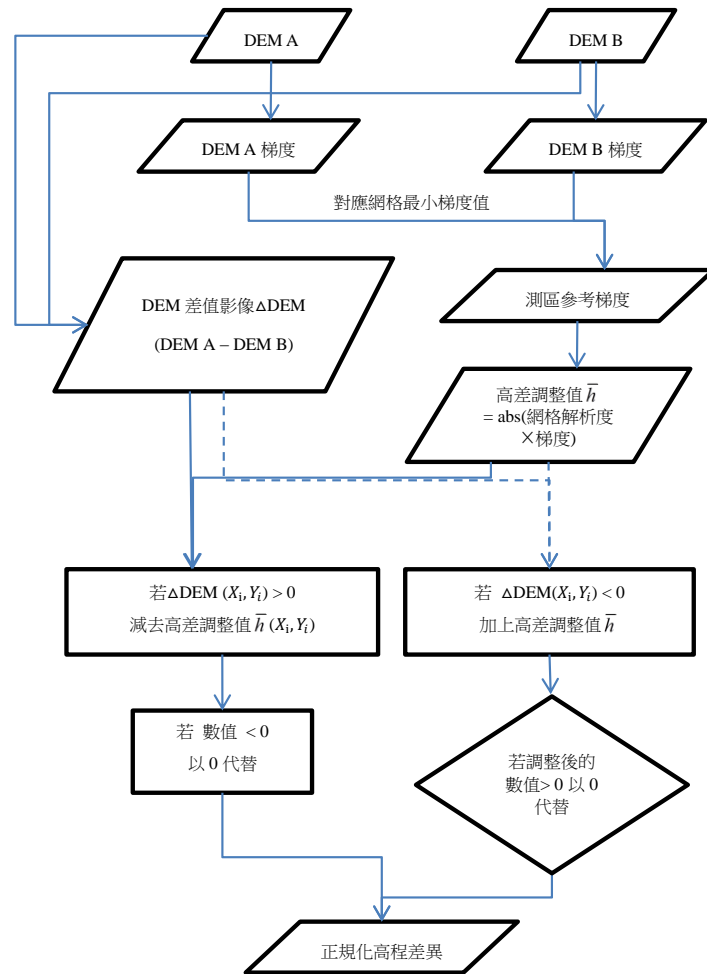


圖 5 正規化高程差計算流程圖

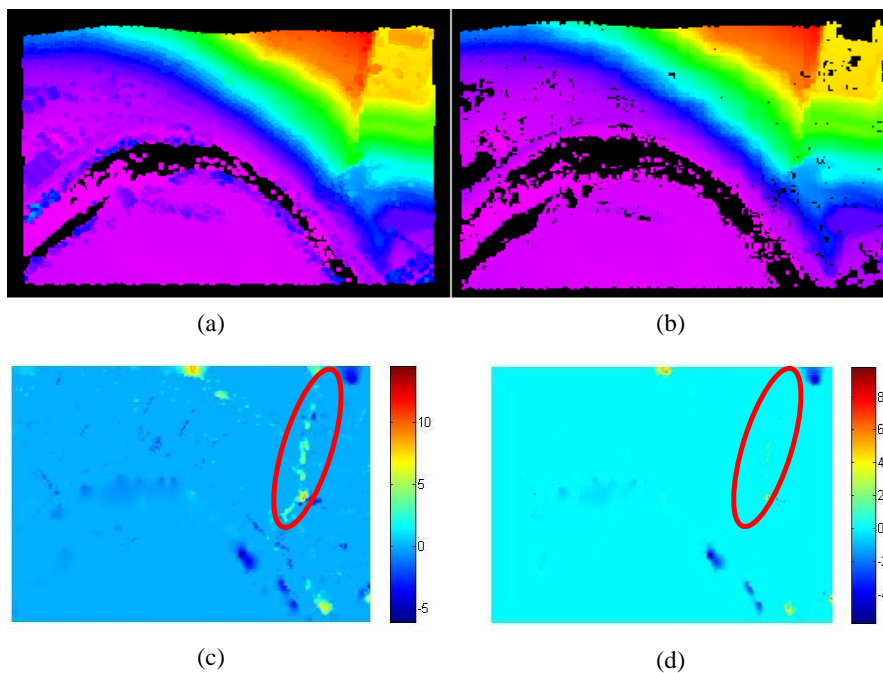


圖 6 ISPRS Sample52 (a) 自動過濾後之地面點；(b)參考檢核地面點；(c)傳統 DEM 直接高程差值影像；(d) DEM 正規化高程差影像

5. 實驗成果與討論

5.1 資料描述

本研究實驗所使用的資料為 OEEPE 於 2000 年雷射掃描計畫所建製的光達數據，ISPRS 對於上述光達數據擷取十五個小區域進行人工分類後，提供分類後(地面/非地面)之點雲資料，可作為本研究檢核資料之用。本實驗中從這十五個區域中擷取兩種具有代表性之地形資料，一為都市區域(樣本 23)，二為有樹木覆蓋以及地形陡峭之郊區(樣本 52)，兩測區原始資料利用商業軟體 TerraScan 進行測區的自動過濾，以其結果作為待檢核之資料，各測區之品質評估成果描述如下面兩小節。

5.2 都市區 DEM 成果與品質評估

此測區之原始點雲和參考地面點如圖 7(a)。將原始點雲經 TerraScan 過濾後，可得到一組生產者的分類點雲，再利用原本的參考地面點即可以進行分類精度之統計，如表 2。由表可知，整體精度高達 94.47%，且 Kappa 亦有 88.92%，型一和型二錯誤亦不大，因此可以初步判定 TerraScan 之演算法對於本測試區域有不錯的分類能力。

接著我們將兩地面點雲內插成網格 DEM 後，計算其高程差值，如圖 7(b)，由圖可知，其高程差異分布廣泛，若以此為檢核依據，那麼此 DEM 成果很容易被判定不符標準。而若考量梯度所計算完成之正規化高程差(圖 7(c))，則明顯減少了大部分較大的高程變異量，而若以建物是否沒濾除乾淨所造成的殘差為考量，本研究根據經驗乃將差異門檻設在正負 2 公尺內，若正規化高程值在此正負 2 公尺的範圍內，則令其為合格，否則，及令為有疑義之區域，意即此區域可能有分類錯誤的情形產生，需要人工進一步的檢核。圖 7(d)即為計算後之成果，由圖可知，原本在圖(b)中有較大高程差異的大多數區域都可符合標準，僅有少部分殘留在邊界，然而，殘留的原因乃是因為點雲資料不能完整表現出建物幾何，導致分類器判斷錯誤所致，因此，我們可以認為這個區域的建物都有效的去除了，其正規

化差值也都符合正負 2 公尺之門檻，此 DEM 的品質是能夠接受的，此 DEM 認為通過檢核的標準，並將本對應檢查的成果(即正規化高程成果)一併附上供後續使用者參考。

表 2 ISPRS 樣本 23 過濾成果之分類精度統計

	Overall accuracy (%)	Type I error (%)	Type II error (%)	Kappa (%)
TerraScan 自動過濾成果	94.47	6.17	4.81	88.92

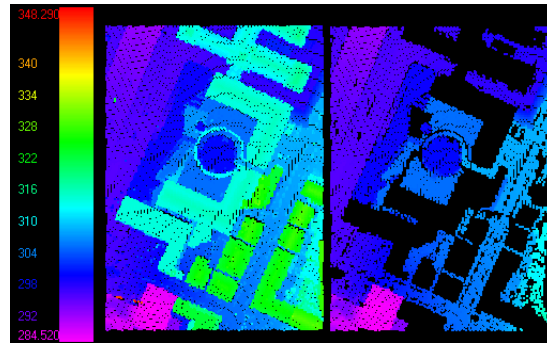
5.2 郊區 DEM 成果與品質評估

圖 8(a)和(b)為郊區測區的原始光達資料以及地面點，此測區涵蓋建物、樹木以及一明顯的斜坡(位於圖幅中間成南北向)，經自動過濾後可得分類精度，如表 3，若只看總精度和 Kappa 指標，可知其分類成果相當好，然而，查其型二錯誤，可推測有許多的低矮樹木點被誤判為地面點，由圖 8(c)的 DEM 傳統直接高程差異可說明此現象，其高差在斜坡有較多明顯的差異產生，而若將坡度考慮進去得到正規化高程差異(圖 8(d))，則這些差異值較大的數量可看出有明顯的降低，今同樣設定一個門檻(正負 2 m)，對正規化高程差異進行檢核，其成果如圖 8(e)，可知此測區之品質可通過檢驗。

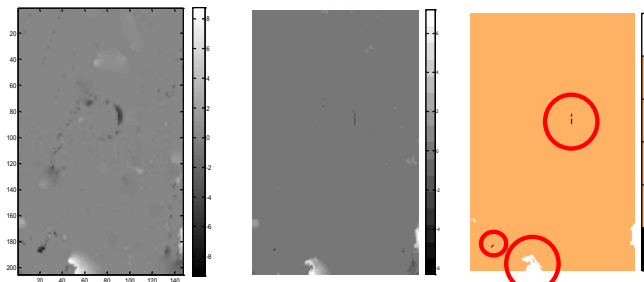
而若欲對所產製的 DEM 更嚴格的檢查，可將正規化高程差門檻設定為更低，例如 1 公尺，此時圖 8(d)中的圓圈處即超過此門檻，那麼檢核者即須對此區域的原始分類點雲進行檢查，若發現點雲有錯誤的分類，則對此局部區域的點雲分類進行以人工重新分類，接著再重新製作新的 DEM。

表 3 樣本 51 過濾成果之分類精度統計

	Overall accuracy (%)	Type I error (%)	Type II error (%)	Kappa (%)
TerraScan 自動過濾成果	98.59	0.31	5.54	95.81



(a)

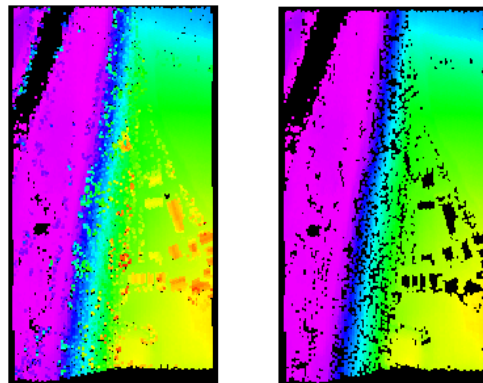


(b)

(c)

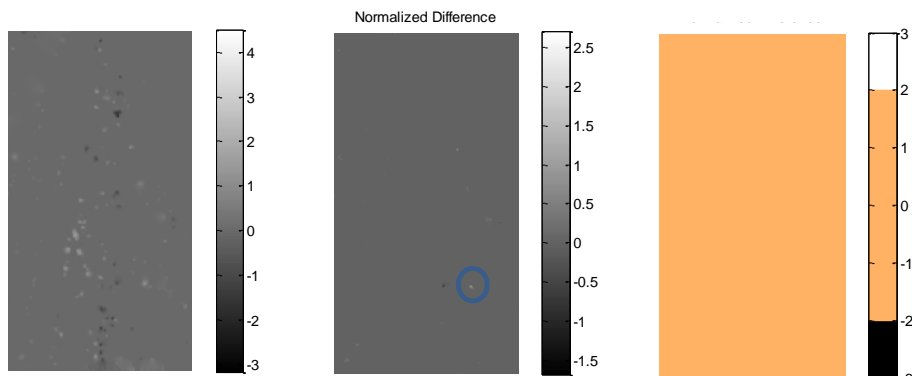
(d)

圖 7 (a) 都市區域原始點雲和參考地面點示意圖；(b) 直接高程差成果；(c) 正規化高程差成果；(d) 利用門檻值正負 2 對正規化高程差異圖的篩選結果



(a)

(b)



(c)

(d)

(e)

圖 8 (a) 郊區區域原始點雲和(b)參考地面點示意圖；(c) 直接高程差成果；(d) 正規化高程差成果；(e) 利用門檻值正負 2 篩選結果

6. 結論

本研究分析空載光達產製 DEM 過程中點雲過濾對其品質的影響，研究中發現分類精度良好並不代表沒有較大的高程差異量殘留於地面點中，分類精度雖是一項常用的重要指標，仍不足以應用於 DEM 之品質檢核，其乃因分類精度無法顯示那些分類錯誤的點雲，與真正地面的高程差異情形。而本研究所提出的高程差異正規化指標之檢驗方法，其可針對不同的地勢進行彈性調整，相比於直接計算之高程差異來進行比較，正規化之高程指標較具有實際應用之可行性，此指標乃透過梯度正規化後的高程差異數值，可看成將整個區域轉換成梯度都一致的區域，此時所計算出來的高程差異，自然可有效地顯示出真正錯誤之地方，減少再以人工繼續反覆檢核以及無止盡的因未達標準而重新編修之困境。

U.S. Department of the Interior, National Mapping Division.

參考文獻

- 石宏揚及史天元，八掌河流域農委會 40 公尺 DEM 之誤差探討，*土木水利*，24(23): p. 46-55，1997。
- Cohen, J. 1960. A coefficient of agreement for nominal scales, *Educational and Psychological Measurement*. 20(1): pp. 37-46.
- Fenstermaker, L.K., 1994. *Remote Sensing Thematic Accuracy Assessment: a compendium*, American Society for Photogrammetry and Remote Sensing, Bethesda Md, pp. 413.
- Jancso, T. and Zavoti, J., 2005. Automated Quality Control for Orthoimages and DEMs, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 71: pp. 81-87.
- Kraus, K., W. Karel, C. Briese & G. Mandlbürger, 2006. Local accuracy measures for digital terrain models. *The Photogrammetric Record*, 21, 342-354.
- Lillesand, T.M. and Kiefer, R.W., 2000. *Remote Sensing and Image Interpretation*, Wiley & Sons, New York, pp. 724.
- Podobnikar, T., 2008. Methods for Visual Quality Assessment of a Digital Terrain Model, *S.A.P.I.E.N.S.*, 1(2): pp. 1-10.
- United States Geological Survey, 1997. *Standards for Digital Elevation Models Part 3 Quality Control*.

Quality Assessment of DEM Generation from Airborne Laser Scanning Data

Cheng-Kai Wang^{1*} Yi-Hsing Tseng² Yu-Wei Liu³

ABSTRACT

The airborne laser scanning point clouds have become one of the primary data sources for DEM generation. By applying filtering algorithms to point clouds, the points can be classified into non-ground points and ground points. The DEM is then produced from the ground points. To assess the quality of DEM generation, a traditional method is to compute the classification accuracy of filtering results. Another method is to check the elevation differences between the produced DEM and a reliable reference DEM or some control points. However, the classification accuracy cannot reveal the over-filtering situations or any distinct non-ground points still remaining in the filtered ground data set. Although those disadvantages can be complemented by using the elevation difference method, the elevation difference method still needs to further take the topography relief into considerations for the use in a practical application. Usually those higher elevation differences occur in slope surfaces because the points on a slope surface are not easier to be classified by most filters compared with the points in a planar surface. For this reason, this paper presents a normalized elevation difference method which takes account of the surface slopes. The basic idea is using the slope as the weights for elevation difference computing. In a slope surface, the elevation difference toleration will raise while decrease in a planar surface. The experiment results show that our proposed method can be considered as a new assessment indicator especially in a practical application.

Keywords: Airborne LiDAR, Digital Elevation Model, Quality Assessment

¹ Ph.D. Candidate, Department of Geomatics, National Cheng Kung University

² Professor, Department of Geomatics, National Cheng Kung University

³ Master, Department of Geomatics, National Cheng Kung University

* Corresponding Author, Phone: 886-6-2370876 ext.852, E-mail: c.k.wang1983@gmail.com

Received Date: Aug. 08, 2013

Revised Date: Aug. 14, 2014

Accepted Date: Aug. 20, 2014

Extraction of Surface Features from LiDAR Point Clouds Using Incremental Segmentation Strategy

Miao Wang^{1*} Yi-Hsing Tseng²

ABSTRACT

LiDAR (Light Detection and Ranging) point clouds are measurements of irregularly distributed points on scanned object surfaces acquired with airborne or terrestrial LiDAR systems. Feature extraction is the key to transform LiDAR data into spatial information. Surface features are dominant in most LiDAR data corresponding to scanned object surfaces. This paper proposes a general method to segment co-surface points. An incremental segmentation strategy is developed for the implementation, which comprises several algorithms and employs various criteria to gradually segment LiDAR point clouds into several levels. There are four operation steps. First, the proximity of point clouds is established as spatial indices defined in an octree-structured voxel space. Second, a connected-component labeling algorithm for voxels is applied for segmenting neighboring points. Third, coplanar points then can be segmented with the octree-based split-and-merge algorithm as plane features. Finally, combining neighboring plane features forms surface features. With respect to each step, processed LiDAR point clouds are segmented into organized points, neighboring point groups, coplanar point groups, and co-surface point groups. The proposed method enables an incremental retrieval and analysis of a large LiDAR dataset. Experiment results demonstrate the effectiveness of the segmentation algorithm in handling both airborne and terrestrial LiDAR data. The end results as well as the intermediate results of the segmentation may be useful for object modeling of different purposes using LiDAR data.

Keywords: LiDAR Point Cloud, Segmentation, Octree, Voxel Space, Spatial Feature, Incremental

1. Introduction

Light detection and ranging (LiDAR) is an advanced and efficient technology for the acquisition of three-dimensional (3D) spatial data by airborne or terrestrial LiDAR systems since the late twentieth century (Ackermann, 1999). The point measurements acquired are also known as point clouds. A typical LiDAR point records both the geometric and radiometric properties of the scanned object. The 3D coordinates of LiDAR points implicitly describe the geometric properties of objects, and the intensity data of a reflected laser pulse present the radiometric properties of objects. The 3D coordinates of each point contain certain random error that results from laser ranging and scanning error and may also contain systematic errors from imperfect system installation or calibration.

measurements of scanned objects distributed in 3D space, LiDAR data are the digital surface models of the scanned targets. A common LiDAR point cloud may contain the points of natural objects, such as the terrain and trees, and man-made objects, such as buildings, roads, bridges, and pipelines. LiDAR point clouds implicitly contain abundant spatial information about the scanned targets that can be exploited through various data processing methods for applications such as digital elevation model (DEM) generation (Sithole and Vosselman, 2004), 3D building modeling (Chio, 2008), forestry management (Maas *et al.*, 2008), transportation network design (Oude Elberink and Vosselman, 2009), power line extraction (McLaughlin, 2006), and reconstruction of industrial installations (Rabbani, 2006). For every LiDAR data application, the ultimate objectives are the identification and recognition of the contents in the data (Vosselman *et al.*,

As collections of surface point

¹ Ph.D., Department of Geomatics, National Cheng Kung University

² Professor, Department of Geomatics, National Cheng Kung University

Received Date: Apr. 08, 2013

Revised Date: Feb. 10, 2014

Accepted Date: Oct. 21, 2014

* Corresponding Author, Phone: 886-6-2373876 ext. 852, E-mail: miaowang@geomatics.ncku.edu.tw

2004). The process can be regarded as the interpretation of LiDAR data.

For 3D city modeling, terrain and buildings are the objects of most interest. The extraction of spatial features is often the first task in the reconstruction of 3D object models using LiDAR data. A visual inspection of LiDAR data easily reveals the shapes and appearances of the scanned targets. From the geometric point of view, although the shapes of the terrain and buildings vary and are sometimes very complex, they are composed of basic geometric primitives, namely surfaces, lines, and points. Therefore, it is often preferable to model objects using compact models, such as a boundary representation (B-rep), to simplify the models and reduce the required storage space (Rottensteiner and Clode, 2008). 3D object models can then be reconstructed based on these spatial features.

Because the points are mainly distributed on the surfaces of scanned objects and are difficult to locate on the edges or vertices of objects accurately due to the inherent properties of laser scanning mechanism, surface features are the dominant spatial features that can be extracted from LiDAR data. Segmentation is the most commonly used method for extracting surface features from LiDAR point clouds. The point distribution is the major attribute used for segmenting LiDAR data. Segmentation algorithms segment point clouds into point groups based on the proximity and coherence of points; i.e., the points in a group are neighboring points with similar properties (Melzer, 2007). Each segmented point group represents a spatial feature of the point distribution that is composed of coherent points. For the extraction of surface features, points distributed on a common surface are defined as being coherent. The segmentation results are groups of co-surface points related to surface features; the surface features are thus extracted. Similarly, segmentation that defines coplanar points as being coherent is used to extract planar features. The proximity of points is also known as the neighborhood of points. In a point cloud, two points are regarded as neighbors if the distance between them is shorter than a distance threshold. The distance threshold is usually related to the point spacing of the point cloud.

During a segmentation procedure, points must be retrieved from point cloud in 3D space to determine the neighboring points of each

point. Because a common LiDAR point cloud often has a very large number of points and the distribution of points is not uniform, searching for points is not an easy task. An additional data structure is thus required for handling points. Many data structures have been used for the segmentation of point clouds. The design of data structures is strongly related to the design of segmentation algorithms. Earlier studies for segmentation of point clouds are performed on range images obtained from range cameras (Hoover *et al.*, 1996). The inherent 2D data structure of the range image provides a regular spatial index for segmentation algorithms. Segmentation concepts and algorithms designed for 2D images, such as clustering, region growing, and split-and-merge, have been modified and implemented for range images. Segmentation algorithms for LiDAR point clouds are mainly adapted from those for range images. However, because most LiDAR point clouds are not stored in 2D arrays, the algorithms must be modified to employ data structures suitable for handling the neighborhood of the points. The triangulated irregular network (TIN) (Pu and Vosselman, 2006) or interpolated grid data structure (Chen, 2007) are often used for handling 2.5D airborne LiDAR point clouds. A *k*-d tree is often used to determine the *k*-nearest neighbors (*k*-NNs) of each point. Data structures and regular spatial indexing, such as quadtrees and octrees, are usually used to determine the fixed distance neighbors (FDNs) of points (Rabbani, 2006). Filin and Pfeifer (2006) proposed a slope adaptive neighborhood to select appropriate neighboring points for the segmentation of airborne LiDAR point clouds. For the segmentation of points without regular order, a general 3D data structure is suitable for building neighborhoods of points (Bucksch *et al.*, 2009). Therefore, a 3D data structure called voxel space or 3D grid is used for organizing unordered point clouds in this study.

The strategy used to treat the proximity and coherence of points in LiDAR data segmentation is also important. Although the proximity and coherence of points are both required criteria for segmentation, they can be processed separately at different steps using different algorithms. Therefore, the segmentation of LiDAR point clouds can be separated into several steps that employ different algorithms and the criteria of proximity and coherence to generate

segmentation results in an incremental fashion. This study develops a general-purpose incremental segmentation scheme for segmenting co-surface points from general LiDAR data. A common LiDAR point cloud usually contains a large number of points of various spatial features which are difficult to well segment simultaneously using only one segmentation algorithm. In this study, the segmentation thus integrates several segmentation algorithms with different criteria of proximity and/or coherence step by step according to the given application. For each segmentation step, different criteria are gradually introduced to generate incremental results. The designed incremental segmentation strategy has three important properties. First, the segmentation algorithms use a common data structure so that the proximity of points can be determined on the same basis. Second, each segmentation step generates specific results with particular properties by using different combinations of proximity and/or coherence criteria for different purposes. Third, the results obtained at each step are used as the foundation data for the following step, thus incrementally generating the segmentation results. Based on these considerations, the number of segmentation steps, the type of segmentation algorithm, and the criteria used at each step depend on the purpose of segmentation.

2. Methodology

Wang and Tseng (2011) proposed a four-step incremental segmentation strategy for the segmentation of co-surface points of general surfaces. This segmentation strategy gradually produces incremental results step by step using different algorithms and criteria of coherence and proximity, allowing the results obtained in a given step to be the input data for the next step. The details of each step are described in the follows.

2.1 First Step: Organizing a Point Cloud with Regular Grids

The distribution of LiDAR point clouds is usually anisotropic. Airborne LiDAR points are usually recorded one by one in sequence rather than in a regular gridded format. Some studies have interpolated airborne LiDAR points into regular 2D grids (Miliareisis and Kokkas, 2007). Although data processing for gridded data can

be easily implemented using mature image processing tools, the source data are distorted due to the interpolation, which influences the quality of the processing results. Point clouds obtained from most terrestrial laser scanners are designed to be recorded with 2D-array data structures. However, the benefits of the 2D gridded data structure are lost if the point set is arbitrarily cut from the original point cloud or is a registered point cloud combined with several scans.

At this study, an octree-structured voxel (volumetric element) space is used for the organization of both airborne and terrestrial LiDAR point clouds. The purpose of organizing LiDAR point clouds using the voxel space is to reorder the sequence of points to provide an efficient spatial index for accessing points. After the organization, point searching can be accelerated through the octree structure.

To organize a point cloud using the voxel space, the 3D space occupied by the point cloud is partitioned into connected and equal-size subspaces. Each subspace is a voxel and is regarded as a container that may contain any number of points (including none). After the organization, all points are sorted in descending order according to the spatial index of their voxel. This puts the sequence of the reordered points in the Morton order. Points inside a given voxel are sorted together in the reordered point sequence. Because the points of a common point cloud are mainly distributed on the surfaces of the scanned objects, most points are located in a few voxels (i.e., most voxels are empty). Recording the voxel space using a standard 3D array is thus inefficient. Instead, an octree structure can be used to record the constructed voxel space. Each voxel of the voxel space is recorded as a leaf node of the octree. Fig. 1 illustrates the concept of organizing a point cloud with the octree-structured voxel space. Fig. 1 (a) shows a profile of an airborne LiDAR point cloud covering buildings, trees, cars, and the terrain. Figs. 1 (b) and (c) show the corresponding octree representation of a part of the voxel space and the Morton order of voxels containing the points, respectively.

Determining point neighborhoods is one of the major tasks in the segmentation of LiDAR point clouds. If the distance between two points is smaller than a defined threshold, the points are considered neighboring points; otherwise, they are non-neighboring points. The distribution of

LiDAR points is usually uneven so that the distances between pairs of points vary. Practically, it is infeasible to calculate the distance between each pair of points for a large point cloud. An appropriate threshold for determining point neighborhoods is thus required. The threshold is usually defined according to the average point spacing of the original dataset. Points of airborne LiDAR point clouds are mainly distributed on the surfaces of the terrain and objects. The average point density of the point cloud, i.e., the number of points per square meter of the horizontal plane, is usually used as the quality measure of the distribution of a point cloud. The average point spacing can be determined from the average point density. Because the distribution of points is not even, the derived average point spacing may not represent the actual point spacing. In real cases, the determination of the average point density for point clouds that contain empty areas,

such as water, is not very precise. The scanning pattern and the distributions of point clouds varies with the terrestrial LiDAR system. The point density and the point spacing are difficult to determine for terrestrial LiDAR point clouds because there is no reference plane for determining the average point density.

In a 2D image, the adjacency of pixels is defined by 4- or 8-connectivity. Similarly, the adjacency of voxels is defined by 6-, 18- or 26-connectivity (Fig. 2). Because the voxel space is recorded using an octree structure, the adjacency of voxels can also be represented using the adjacency of nodes. Retrieving the adjacent voxels of a voxel in an octree-structured voxel space can be achieved using two methods, one which uses the spatial index of the voxels and one which uses the node relationship of the octree (Samet, 1990).

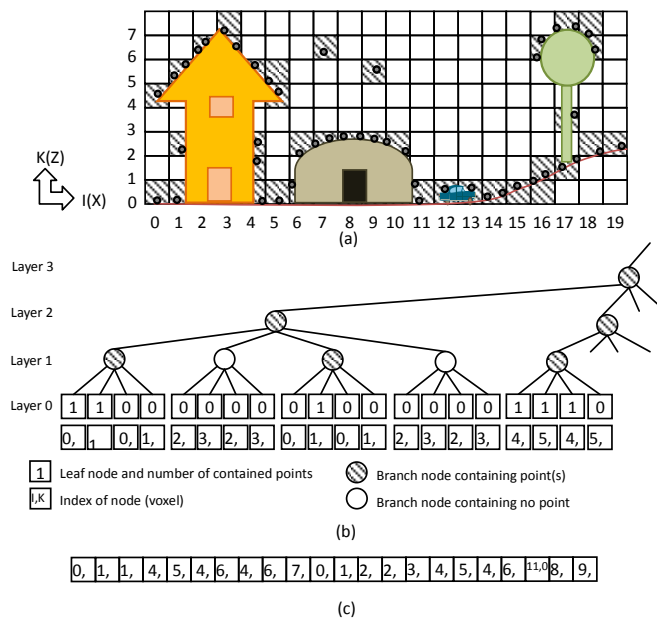


Figure 1. (a) Constructing a voxel space for a point cloud (side view); (b) octree presentation of a part of the voxel space (to simplify the drawing, a quadtree is drawn instead of an octree); (c) the corresponding Morton order of some voxels. (adapted from Wang and Tseng (2011))

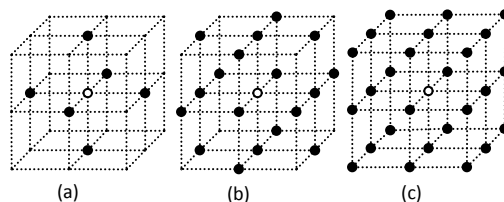


Figure 2. Neighborhoods of a voxel: (a) 6-neighborhood; (b) 18-neighborhood; (c) 26-neighborhood (adapted from Lohmann (1998)).

2.2 Second Step: Segmentation of a Point

Cloud Based on Proximity of Points

A visual inspection of a common LiDAR point reveals that the distribution of points is not uniform and that the points can be separated into several groups of neighboring points. The scanning manner of LiDAR systems is mostly responsible for the uneven point distribution pattern. Point clouds obtained from airborne LiDAR systems may contain building shadows due to the occlusion of the laser beams (Shih and Huang, 2009). The point spacing of vertical surfaces is rather large because these surfaces are nearly parallel to the direction of the laser beam. Terrestrial laser scanning has issues of point undersampling and varying point density (Bucksch *et al.*, 2009).

Closely distributed points often tend to belong to the same surface. In some cases, the points of a surface may be distributed far apart due to some scanning occlusions. Because proximity of points is a necessity for the segmentation, there is no need to process non-neighboring points simultaneously. For datasets with a large number of points, it is helpful to separate non-neighboring points and to group neighboring points before the segmentation. The grouping of neighboring points can be regarded as segmentation based on proximity. This segmentation allows point clouds of a large number of points to be processed and undesired segmentation results caused by inappropriate point neighborhoods to be eliminated.

Once a point cloud is organized using the octree-structured voxel space, the point neighborhood of the point cloud can be substituted using the adjacency of voxels. Therefore, the grouping for neighboring points may be achieved by grouping adjacent voxels using the connected-component labeling (CCL) algorithm (Lohmann, 1998). Fig. 3 shows the results of CCL of the example data shown in Fig. 1. The example data are separated into several

groups of neighboring points that belong to different surfaces, such as a gable roof, curved roof, tree crown, and the terrain. Notice that points of the terrain are separated from non-terrain points because there is an insufficient number of dense vertical points for airborne LiDAR point clouds. Therefore, the voxels of terrain points and non-terrain points are not connected.

The voxel size is critical to the results of CCL. A voxel size that is either too large or too small may lead to undesired results, as shown in Fig. 3 (b) and Fig. 3 (c), respectively. The larger voxel size groups more points to a group and generates fewer point groups. Some points belonging to different surfaces or objects are grouped into the same group. For example, in Fig. 3 (b), the points of the curved roof are grouped with the terrain point groups. If the voxel size is smaller than the point spacing, CCL obtains over-segmented results of piecewise groups of points. In Fig. 3 (c), the points of the gable roof, curved roof, and the terrain are all separated into an excessive number of point groups after CCL. An appropriate voxel size for CCL should be set according to the point spacing of the point cloud. The voxel size must be a little larger than the average point spacing derived from the average point density for airborne LiDAR point clouds. However, there is no rule for automatically determining the appropriate voxel size for terrestrial point clouds.

When an appropriate voxel size is set, CCL for voxels can be used for the neighboring test of points to determine whether the points of a dataset are all neighboring points. If the voxels containing these points are all connected, i.e., only one connected voxel group is obtained using the CCL algorithm, these points are neighboring points and pass the neighboring test.

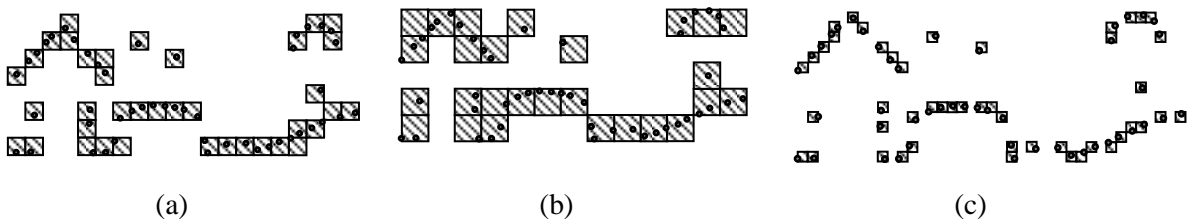


Figure 3. Voxel and point group results of CCL for an (a) suitable and excessively (b) large and (c) small voxel size. (adapted from Wang and Tseng (2011))

2.3 Third Step: Segmentation of Coplanar Points

Previous studies on the segmentation of LiDAR point clouds have mostly focused on the segmentation of coplanar points. Wang and Tseng (2010) proposed a segmentation method called the octree-based split-and-merge algorithm for the automatic extraction of plane features from unstructured LiDAR point clouds. At this study, the algorithm is extended to the octree-structured voxel space.

The algorithm includes two major recursive processes: split and merge. The split process explores coplanar point patches from the point cloud by recursively examining the coplanar properties of point distribution and splitting the point set. Then, in the merge process, neighboring coplanar point patches are merged to form coplanar point groups to complete the segmentation. At both the split and the merge processes, the criteria of coherence and proximity are used for the segmentation. Principal component analysis (PCA) is applied to determine the best-fit plane of the points. A coplanar test is used to evaluate the quality of the fitting plane (Rabbani, 2006). Then, the connected component labeling algorithm is used to check the proximity of the voxels and points.

During the split process, the built octree-structured voxel space is used for

recording the splitting results and is the kernel structure throughout the algorithm. The spatial indices of the octree-structured voxel space provide efficient access to the points throughout the segmentation procedure. Because the proposed algorithm employs a 3D data structure, the octree structure, for organizing point clouds, it can be applied to both airborne and terrestrial LiDAR point clouds without modification. The algorithm can be performed without scan-line information.

Fig. 4 shows an example of the split-and-merge algorithm for points of a gable roof building. Fig. 4 (a) shows the space containing all points extended to a cubic space covering all the voxels. The space is recorded as the root node of the octree. A best-fit plane is determined. Since none of the points (red) contained in the root node passed the coplanar test, the space is split into 8 sub-spaces (only 4 nodes are shown). The plane fitting processes, the coplanar test, and space splitting are performed on each sub-space until points contained in all sub-spaces satisfy the stop splitting criteria (Figs. 4 (b)-(d)). The final merging result and the tree representation of the split process are shown in Figs. 4 (e) and (f), respectively.

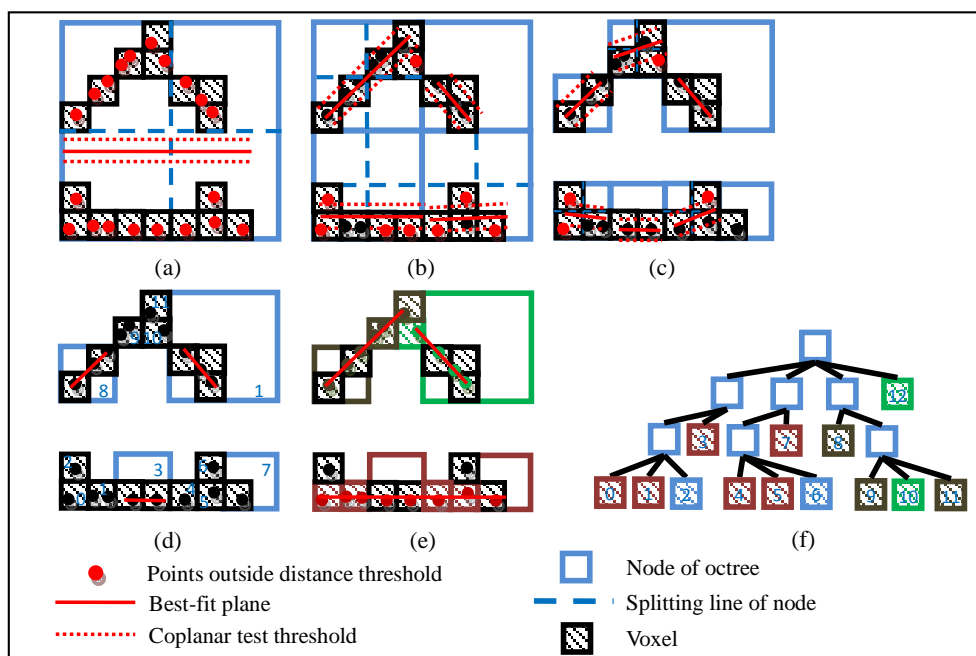


Figure 4. Split-and-merge segmentation for the point group of a gable roof building. (a)-(d) split process; (e) results of merge process; (f) tree representation (using a quadtree for simplicity)

2.4 Fourth Step: Segmentation of

Co-surface Points

The extraction of surface features from LiDAR points can be achieved by determining co-surface points from the point cloud using segmentation algorithms. In this step, the co-surface properties of points are used to gather co-surface points from the coplanar point groups obtained in the previous step. Because general surfaces have various shapes, the criteria for the co-surface property may have a variety of definitions. In this study, the criteria of the co-surface property are the included angles of the neighboring fitting planes obtained at the third step. Fig. 5 (a) shows the side view of possible results for coplanar point segmentation on the points of a curved surface. The angle

variation of two neighboring fitting planes of the coplanar point groups is the included angle of the normal vectors of the planes. An angle threshold (α) can be set to determine whether two neighboring coplanar point groups can be merged. If the angle variation is smaller than the co-surface threshold, the two point groups are merged into a co-surface point group. The value of the threshold should be determined according to the properties of the point cloud and the given application.

To summarize the four-step incremental segmentation strategy, the criteria and the input and output of the methods described above are listed in Table 1.

Table 1. Criterion and input/output data of each step

Step	Criterion	Input	Output
1 st	Neighboring	Unordered point cloud	Organized points and octree-structured voxel space
2 nd	Neighboring	Voxels	Groups of connected voxels and corresponding neighboring points
3 rd	Coplanar Neighboring	Neighboring point groups	Groups of coplanar points and properties of best-fit plane: normal vector, weight center, boundary
4 th	Co-surface Neighboring	Normal vectors and centroids of best-fit planes	Groups of co-surface points

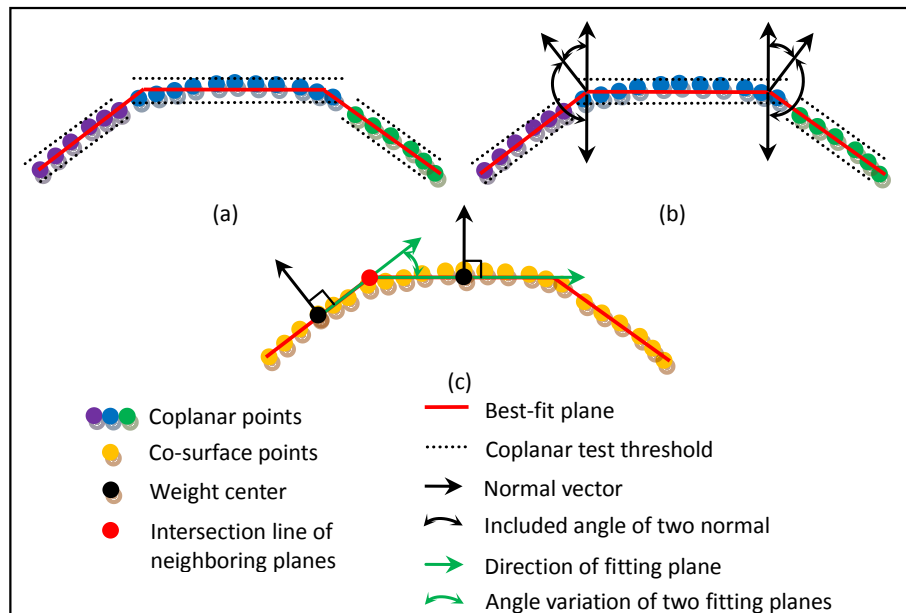


Figure 5. Criterion of co-surface points. (a) Points of a curved surface segmented into neighboring coplanar point groups; (b) included angle of normal vectors of neighboring coplanar point groups; (c) angle variation of neighboring coplanar points

3. Experiments and Discussion

An airborne LiDAR point cloud of a

campus and a terrestrial LiDAR point of a building were used to test the proposed incremental segmentation strategy.

- Airborne LiDAR point cloud

This dataset is the point cloud of the Kuang Fu Campus of National Cheng Kung University; it includes terrain, buildings and trees. The point cloud was cut from a combination of three overlapped strips. The number of points is 2,772,880 and the average density is about 10.7 pts./m², or a point spacing of about 0.31 m. Fig. 6 (a) shows an aerial image of the test area. The red rectangle and circle in Fig. 6 (a) are a gable roof building and a curved-roof building, respectively. Figs. 6 (b) and (c) show the top view and perspective view of the point cloud, respectively.

In the first step, the point cloud was organized using a voxel size of 0.5 m. The organization generated 1,484,772 voxels. In the second step, the CCL algorithm generated 35,836 neighboring point groups. Figs. 7 (a)

shows the top view of the results of CCL, respectively. Most points of the buildings and trees are separated from the terrain. Some points of trees are grouped with the building groups because the points are distributed close to each other. The largest and smallest point groups contain 1,599,020 and 1 points, respectively. Fig. 7 (b) shows the points of the largest neighboring point group. Most points in this group belong to the terrain. Some points of the buildings and trees are grouped into this group because the points of the vertical walls and trunks are dense and close to the ground that makes their voxels being connected to terrain voxels. Figs. 8 (a) and (b) show the results of CCL of the gable roof building and curved-roof building, respectively. Points of the gable roof are grouped into the same group and separated from points of the trees and the terrain. Points of the curved-roof building are also separated from the trees and the terrain. However, some points of the trees are grouped with points of the eaves of the building because they are close to each other.

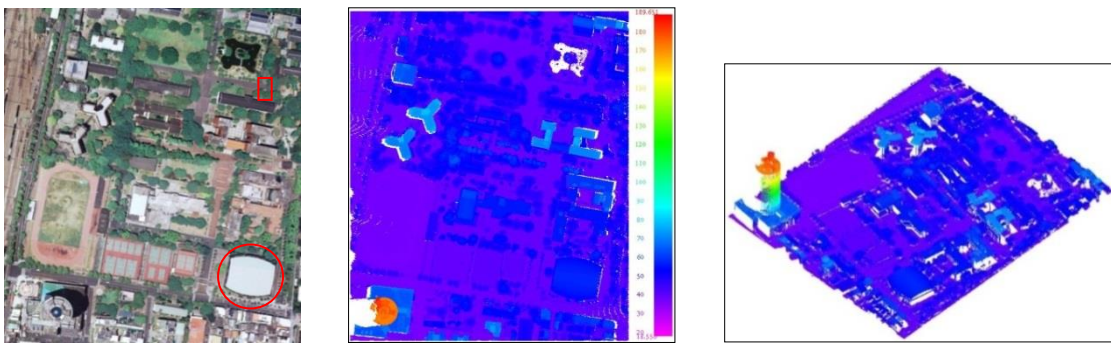


Figure 6. (a) Aerial image of data coverage of dataset for Dataset I. (b) Top view and (c) perspective view of the point cloud. The point color represents elevation.

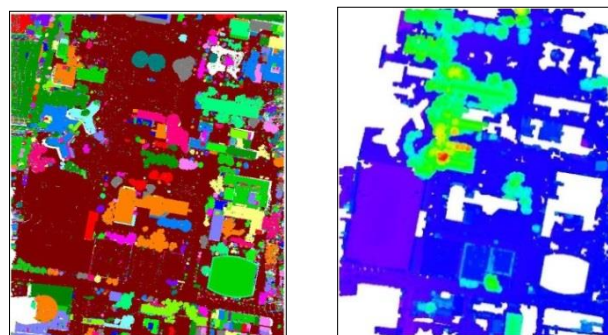


Figure 7. (a) Top view of the results of the second-step segmentation, respectively. The point color represents a particular group. (b) Top view of the largest neighboring point group. The point color represents elevation

In the third-step segmentation, split-and-merge segmentation with thresholds of

$\tau_s = 0.15$ m and $\tau_m = 0.20$ m was performed on each neighboring point group obtained in the

second step. Fig. 9 (a) shows the resulting coplanar point groups. Points of the buildings and trees are separated from the ground point group because they do not satisfy the coplanar criteria. To clarify the obtained results, Fig. 9 (b) shows the coplanar point groups with more than 50 points. Magnified views of the gable roof

building and the curved-roof building are shown in Figs. 10 (a) and (b), respectively. As described in Section 4, points of the curved surface are segmented into several neighboring coplanar point groups that satisfy the coplanar criterion. Fig. 9(c) shows the coplanar point groups with 50 and fewer points and the isolated points.

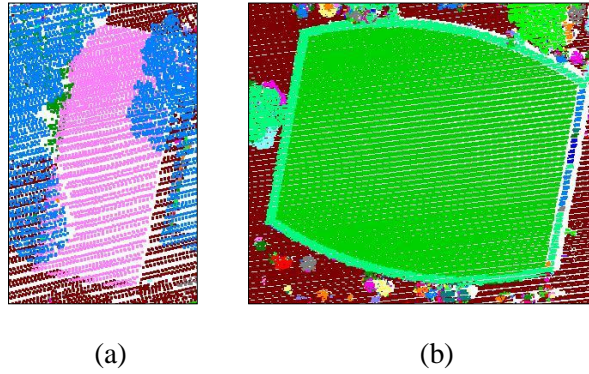


Figure 8. Results of CCL of (a) the gable roof building and (b) the curved-roof building. The point color represents a particular group

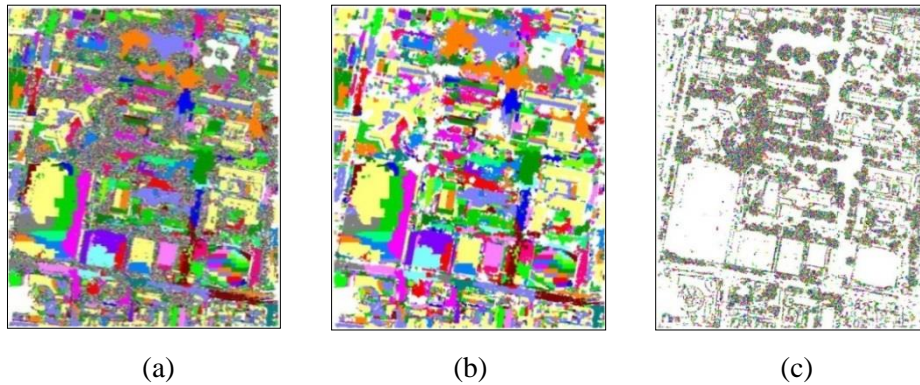


Figure 9. Top view of (a) the results of the third-step segmentation, (b) coplanar point groups with more than 50 points and (c) coplanar point groups with 50 and fewer points and isolated points. The point color represents a particular group

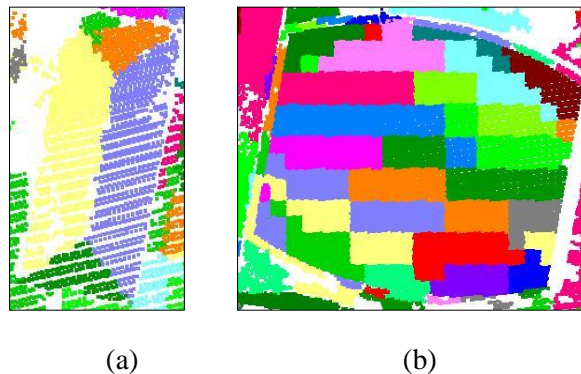


Figure 10. Results of the third-step segmentation of (a) the gable roof building and (b) the curved-roof building. The point color represents a particular group

In the fourth-step segmentation, the neighboring coplanar point groups obtained in the third step are merged to form co-surface

point groups with a threshold $\tau_a = 10^\circ$. Fig. 11 shows the resulting co-surface point groups. The points of the ground are merged into one group. Magnified views of the gable roof building and the curved-roof building are shown in Figs. 12 (a) and (b), respectively. The points of the curved roof are merged into one co-surface group because the neighboring coplanar point groups satisfy the co-surface criterion. The points of the gable roof are merged into the four main coplanar point groups because the included angles of the best-fit plane of these point groups are larger than the co-surface criterion. Fig. 11 (b) shows the co-surface point groups with more than 50 points and Fig. 11 (c) show the coplanar point groups with 50 and fewer points and the isolated points. Most of the points are located in the trees and the boundaries of the building, and can thus be used for building boundary and tree crown detection.

- Terrestrial LiDAR point cloud

This dataset is the point cloud of the façade of the main library building of NCKU, which was cut from a scan of terrestrial LiDAR data. Figs. 13 (a) and (b) show the close-range photograph and the point cloud of the scanned targets, respectively. The point cloud covers the façade of the building, the ground, and other objects. The façade of the building is composed of planar and curved (red rectangle in Fig. 13 (a)) surfaces. The number of points is 1,745,490. The point distribution of the walls is fairly even and dense but the point distribution of the ground is sparse. The point spacing is about 0.03m at the

wall and 0.12 at the ground along the scan direction.

In order to determine the effect of voxel size, the point cloud was organized using voxel sizes of 0.05 m and 0.1 m, respectively. The organization generated 1,008,666 and 356,973 voxels, respectively. The CCL process generated 10,323 and 2,589 neighboring point groups for voxel sizes of 0.05 m and 0.1 m, respectively. Figs. 14 (a) and (b) show the results of CCL for voxel sizes of 0.05 m and 0.1 m, respectively. The points of the ground are separated into several groups when the voxel size is smaller than the point spacing (Fig. 14 (a)), and grouped together when the voxel size is larger than the point spacing (Fig. 14 (b)). In Fig. 14 (b), the points of some walls are grouped with the ground through the connection of the ground.

In the third-step segmentation, the coplanar point groups were generated using the split-and-merge segmentation algorithm with thresholds of $\tau_s = 0.05$ m and $\tau_m = 0.10$ m. The split-and-merge algorithm was performed on the 343 large neighboring point groups in Fig. 15 (a) and 243 large neighboring point groups in Fig. 15 (b). The results are shown in Fig. 15. The points of the plane surfaces are segmented into large coplanar point groups. Some points of a given plane surface are not grouped into the same group because they did not pass the coplanar test or the neighboring test (red rectangles in Fig. 15). The points of curved surfaces are segmented into neighboring coplanar point groups, as expected.

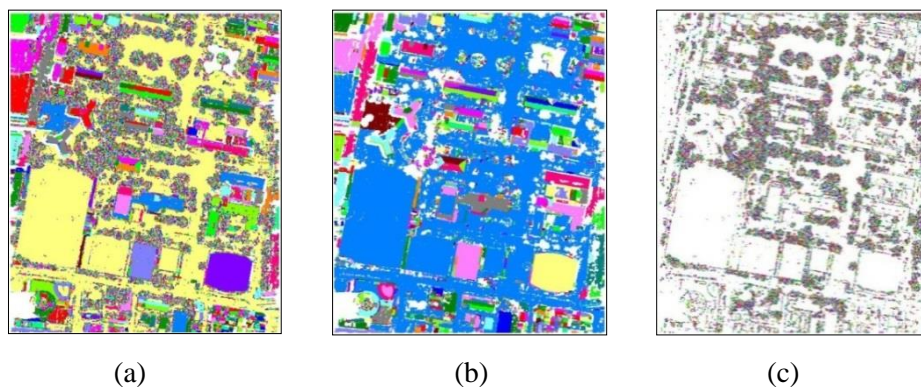


Figure 11. Top view of (a) the results of the fourth-step segmentation, (b) co-surface point groups with more than 50 points and (c) co-surface point groups with 50 and fewer points and isolated points. The point color represents a particular group.

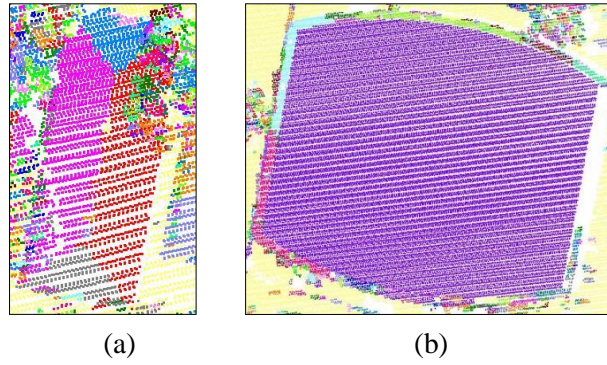


Figure 12. Results of the fourth-step segmentation of (a) the gable roof building and (b) the curved-roof building. The point color represents a particular group.

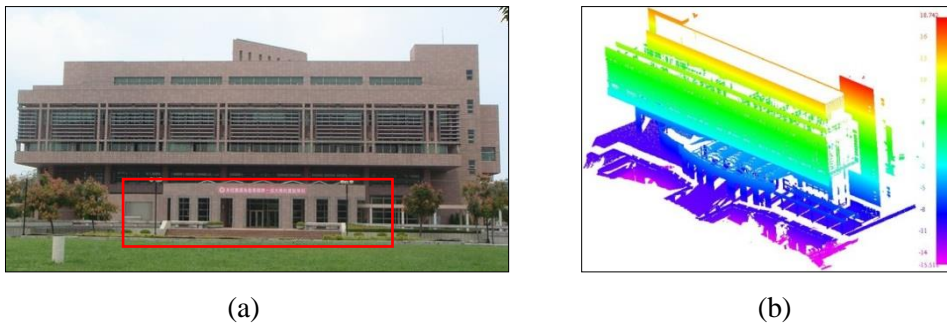


Figure 13. (a) Close-range photograph and (b) the point cloud of the scanned target of Dataset II. The point color represents elevation

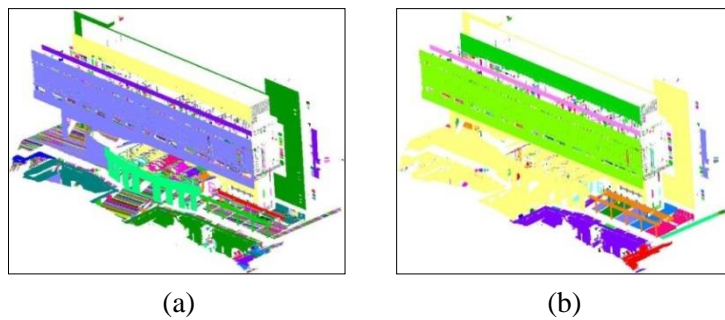


Figure 14. CCL results of Dataset II with voxel sizes of (a) 0.05 m and (b) 0.1 m. The point color represents a particular group

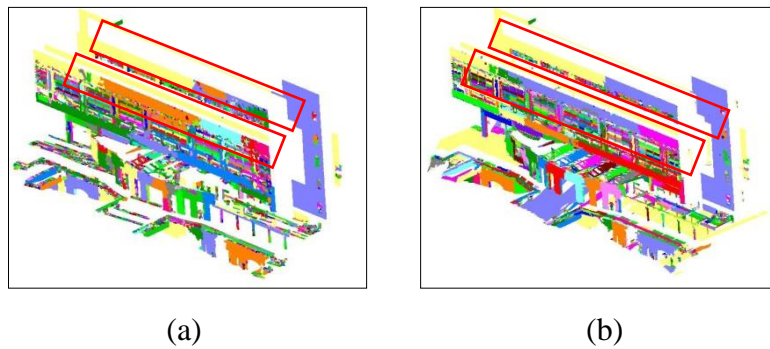


Figure 15. Results of the third-step segmentation for voxel sizes of (a) 0.05 m and (b) 0.1 m. The point color represents a particular group

In the fourth step, the co-surface point groups were generated using an angle threshold $\tau_a = 10^\circ$. Fig. 16 shows the resulting co-surface point groups. Because the curvatures of the curved walls are small, the small angle threshold is sufficient to group the neighboring coplanar point groups into co-surface point groups. The separate coplanar point groups in the rectangles in Fig. 16 were merged in this step.

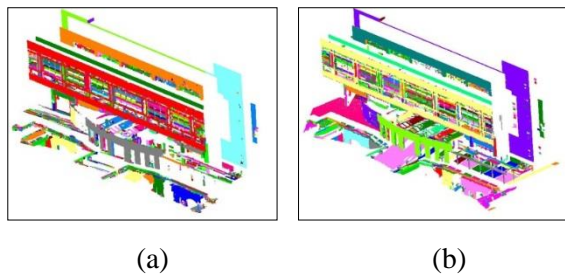


Figure 16. Results of the fourth-step segmentation for voxel sizes of (a) 0.05 m and (b) 0.1 m. The point color represents a particular group

4. Conclusion and Future Work

Segmentation is the primary method used to extract spatial features from LiDAR data to interpret data content implied in point clouds. Proximity and coherence of point distribution are two major criteria involved in segmentation algorithms. The data structures used to organize points for handling point neighborhood and processing strategy of algorithms are also important properties for LiDAR point cloud segmentation. At this study, a 3D data structure, octree-structured voxel space, is employed to organize LiDAR point clouds to establish neighborhoods for points. The organization is also a segmentation of points based on the proximity of point distribution. The 3D data structure can apply to both airborne and terrestrial LiDAR point clouds without modification. The octree-structured voxel space is the kernel for handling points through this study.

A four-step incremental segmentation strategy is proposed for segmentation of co-surface points. The major idea of the method is that segmentation of LiDAR point clouds can be achieved step by step using several segmentation algorithms that gradually using different proximity and/or coherence criteria of point distribution according to applications. At

this study, the segmentation integrates four segmentation methods, namely octree-structured voxel space organization, connected component labeling, octree-based split-and-merge, and a simple region growing. The four-step segmentation strategy generates incremental results, including the organized points, neighboring point groups, coplanar point groups, and co-surface point groups. The octree-structured voxel space is used for managing the proximity of points throughout the whole process. The method is implemented and tested with airborne and terrestrial LiDAR data. The experiments demonstrate that segmentation of LiDAR point clouds can be achieved through several separated procedures with different criteria of proximity and coherence.

The current version of the incremental segmentation strategy stops at the segmentation of co-surface points. Based on the present results, some studies like detecting and grouping non-neighboring co-surface points, modeling co-surface points using a general geometric model, and detecting and modeling points of trees can be developed to further extend the research. Once the segmentation is completed segmentation-based classification is possible based on the inherent or derived features of the segmentation results. The classification can be simple (terrain or non-terrain points) or complex (recognition of scanned objects).

References

- Ackermann, F., 1999. Airborne Laser Scanning - Present Status and Future Expectations. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 54(2-3): 64-67.
- Bucksch, A., Lindenbergh, R. and Menenti, M., 2009. SkelTre-Fast Skeletonisation for Imperfect Point Cloud Data of Botanic Trees, *Eurographics Workshop on 3D Object Retrieval*. Eurographics, München, Germany, pp. 8.
- Chen, Q., 2007. Airborne Lidar Data Processing and Information Extraction. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 73(2): 109-112.
- Chio, S.-H., 2008. A Study on Roof Point Extraction Based on Robust Estimation from Airborne LiDAR Data. *Journal of the Chinese Institute of Engineers*, 31(4): 537-550.

- Filin, S. and Pfeifer, N., 2006. Segmentation of Airborne Laser Scanning Data Using a Slope Adaptive Neighborhood. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 60(2): 71-80.
- Hoover, A. et al., 1996. An Experimental Comparison of Range Image Segmentation Algorithms. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 18(7): 673-689.
- Lohmann, G., 1998. *Volumetric Image Analysis*, John Wiley & Sons Ltd, West Sussex, England, 243 p.
- Maas, H., Bienert, A., Scheller, S. and Keane, E., 2008. Automatic forest inventory parameter determination from terrestrial laser scanner data. *International Journal of Remote Sensing*, 29(5): 1579-1593.
- McLaughlin, R.A., 2006. Extracting Transmission Lines from Airborne LIDAR Data. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 3(2): 222-226.
- Melzer, T., 2007. Non-parametric Segmentation of ALS Point Clouds Using Mean Shift. *Journal of Applied Geodesy*, 1(3): 159-170.
- Miliareis, G. and Kokkas, N., 2007. Segmentation and Object-based Classification for the Extraction of the Building Class from LIDAR DEMs. *Computers & Geosciences*, 33(8): 1076-1087.
- Oude Elberink, S.J. and Vosselman, G., 2009. 3D Information Extraction from Laser Point Clouds Covering Complex Road Junctions. *The Photogrammetric Record*, 24(125): 23-36.
- Pu, S. and Vosselman, G., 2006. Automatic Extraction of Building Features from Terrestrial Laser Scanning. *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 36(Part 5): 5 pages (on CD-ROM).
- Rabbani, T., 2006. Automatic Reconstruction of Industrial Installations Using Point Clouds and Images. Ph.D. Thesis, Delft University of Technology, 175 p.
- Rottensteiner, F. and Clode, S., 2008. Building and Road Extraction by LiDAR and Image. In: J. Shan and C.K. Toth (Editors), *TOPOGRAPHIC LASER RANGING AND SCANNING Principles and Processing*, CRC Press, Boca Raton, FL, pp. 445-478.
- Samet, H., 1990. *Applications of Spatial Data Structures: Computer Graphics, Image Processing, and GIS*, Addison-Wesley, Reading, Massachusetts, 507 p.
- Shih, P. and Huang, C., 2009. The building shadow problem of airborne lidar. *The Photogrammetric Record*, 24(128): 372-385.
- Sithole, G. and Vosselman, G., 2004. Experimental Comparison of Filter Algorithms for Bare-Earth Extraction From Airborne Laser Scanning Point Clouds. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 59(1/2): 85-101.
- Vosselman, G., Gorte, B.G.H., Sithole, G. and Rabbani, T., 2004. Recognising Structure in Laser Scanner Point Clouds. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 36(part 8/W2): 33-38.
- Wang, M. and Tseng, Y.-H., 2010. Automatic Segmentation of LiDAR Data into Coplanar Point Clusters Using an Octree-Based Split-and-Merge Algorithm. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 76(4): 407-420.
- Wang, M. and Tseng, Y.-H., 2011. Incremental Segmentation of LiDAR Point Clouds with an Octree-Structured Voxel Space. *The Photogrammetric Record*, 26(133): 32-57.

使用漸增式區塊化策略從光達點雲萃取面特徵

王淼^{1*} 曾義星²

摘要

以空載或地面光達(Light Detection and Ranging, LiDAR)掃瞄得到的資料是不規則分佈於被掃瞄物體表面的點觀測量，特徵萃取是將光達資料轉換為空間資訊的關鍵程序，其中面特徵是光達資料中最主要的空間特徵。本文提出一個通用性的方法－漸增式區塊化策略－進行共面點雲區塊化，漸增式區塊化策略可依應用需求分為數個步驟，在每個步驟採用適當的演算法和運算條件。本研究提出的方法將面特徵萃取分為四個步驟：第一、使用八分樹結構化體元空間建立點雲間的相鄰關係；第二、使用相連成份標記(Connected Component Labeling)演算法將點雲區分為數個相鄰點群；第三、使用基於八分樹之分割－合併演算法從每個點群中萃取出平面特徵；最後，使用區域成長法將相鄰的平面特徵合併為曲面特徵。實際上，四個步驟分別將光達點雲區分為組織化的點群、相鄰點群、共平面點群及共曲面點群。利用本研究提出的方法可採漸增方式進行大量點雲資料集之擷取及分析，實驗證明此方法可有效率地處理空載和地面光達點雲資料，而且，本方法的最終以及中間成果均可分別應用於不同目的的物體模塑。

關鍵詞：光達點雲、區塊化、八分樹、體元空間、空間特徵、漸增式

¹ 國立成功大學測量及空間資訊學系 博士

² 國立成功大學測量及空間資訊學系 教授

收到日期:民國 102 年 04 月 08 日

修改日期:民國 103 年 02 月 10 日

接受日期:民國 103 年 10 月 21 日

*通訊作者, 電話: 06-2373876 ext. 852, E-mail: miaowang@geomatics.ncku.edu.tw

比較各種空載光達儀器與飛航參數對於森林 穿透率影響

李崇誠¹ 邱珮榕² 王驥魁^{3*}

摘要

空載光達的雷射可穿越樹冠層的遮蔽到達地表面，對於面積較大之森林區域，可在短時間獲得大量點雲的反射強度值（Intensity）以及三維坐標。點雲資料包含地面點以及地物點，可用於森林地區製作DEM（Digital Elevation Model）。而雷射的穿透率會受到地表覆蓋物、航高以及雷射入射角的影響。本研究樣區分別為南仁山生態保護區以及那瑪夏區達卡努瓦里，兩樣區皆有大量森林覆蓋。三種空載光達（Optech Pegasus HD400、Leica ALS60、Riegl LMS-Q680i）收集資料於同一樣區的低、中及高航高的資料分別計算地面穿透率，由實驗結果可以得出 Optech HD400 與 Riegl LMS-Q680i 於低航高 2000 m 及 1250 m 的穿透率與中航高及高航高相比，穿透率大於 0.2 的次數較多；Leica ALS60 在不同航高的穿透率則無顯著差異。同一地區不同空載光達的穿透率為 Optech HD400 於南仁山的穿透率最佳；Leica ALS60 於達卡努瓦里穿透率最低。由研究成果，穿透率的成果與光達的參數設定及其飛航資料有關。

關鍵詞：空載光達、光達雷射穿透率、森林穿透率

1. 前言

空載光達具有在短時間內快速獲得大量點雲資料的能力，點雲資料包含三維空間坐標及反射強度值(A.E. Akay *et al.*, 2009, A. Farid *et al.*, 2008)。空載光達多重回波的特性使雷射光能穿透樹林遮蔽物到達地表面，隱含著地表面高程資訊（A.E. Akay *et al.*, 2009; 彭炳勳與陳朝圳，2008），因此森林區域可以利用空載光達取得地面高程(DEM)資料（黃紹東等，2008）。由於空載光達作業效率高，故許多大面積地形測繪工作常利用空載光達來執行測量作業。尤其在植被茂密的森林地區，其測繪工作難度較都會地區高，故對於交通不便、地勢陡峭等危險性高之山區以空載光達進行作業，實為一有效獲得林下地形之方法。

以空載光達資料產製數值高程模型時，地面點的分佈與密度會影響成果的品質（黃清美等，2008；

Yunfei Bao *et al.*, 2008），而光達雷射的穿透率乃是影響地面點分佈情形的重要因子（彭炳勳等，2008）。雷射的穿透率會受到地表覆蓋物（何心瑜等，2008）、航高（Erik Næsset, 2009; F. Morsdorf *et al.*, 2008）以及雷射入射角（黃清美等，2008；Kaiguang Zhao *et al.*, 2009; F. Morsdorf *et al.*, 2008）的影響，本研究的重點在於對森林穿透率比較進行量化處理，比較目前國內各測量公司常用的空載光達（Optech Pegasus HD400、Leica ALS60 以及 Riegl LMS-Q680i），探討儀器、航高與掃描角度對雲森林穿透率之影響，提供未來空載光達對於飛航規劃時，提高森林穿透率之參考方向。

2. 材料與方法

2.1 實驗區域

¹ 國立成功大學測量及空間資訊學系 博士候選人

² 國立成功大學測量及空間資訊學系 研究生

³ 國立成功大學測量及空間資訊學系 副教授

*通訊作者，電話：06-2757575 ext.63825, E-mail: chikuei@mail.ncku.edu.tw

收到日期:民國 102 年 09 月 11 日

修改日期:民國 103 年 03 月 02 日

接受日期:民國 103 年 07 月 16 日

本研究個兩研究樣區分別為屏東縣滿州鄉南仁山生態保護區與高雄市那瑪夏區達卡努瓦里，如圖 1。南仁山生態保護區位於墾丁國家公園東北處，由墾丁國家公園管理處管轄。因為此樣區開發程度低，保留豐富的台灣低海拔原始森林。南仁山海拔高度約 500 m，且受東北季風影響，使得分布於海拔 1000 m 以上的植物下降至 500 m，植被呈現壓縮現象，具全台灣闊葉林之代表性，森林植被茂密(吳守從，2003)。故此樣區之穿透率成果，可視為空載光達於全台灣闊葉林之參考。

那瑪夏區位於高雄市西北部之山麓地區，緊鄰台南市及嘉義縣，該區地處玉山山脈上，地勢高聳崎嶇。2009 年的莫拉克八八風災重創那瑪夏區，以空載光達對此大範圍實驗區域進行地形測繪，可對山區地形有相當程度的了解。

2.2 研究方法

2.2.1 飛航參數

對於葉量影響穿透率，掃瞄時間為 2011 年 10 月 21 日到 2012 年 1 月 7 日，屬於冬季節氣，陳朝圳與余蘭君(2003)於南仁山調查葉面積指數(leaf area index, LAI)的結果顯示，冬季 12 月平均 LAI 為 2.85 ± 0.24 ，夏季為 6 月 3.93 ± 0.31 ，樣區雖受東

北季風影響但冬至春天葉量差異不大，而光達掃瞄時間為 10 月到隔年 1 月，森林樹冠層的葉量差異不大。

研究區域為南仁山生態保護區以及達卡努瓦里地區，並以三種不同種類(Optech Pegasus HD400、Leica ALS60、Riegl LMS-Q680i)的空載光達儀器對研究樣區進行資料收集，總共分為全區掃瞄資料與航高測試飛行資料兩種，全區掃瞄資料為圖 1 紅色範圍，另外規劃不同航高的掃瞄資料，如表 1 標註之航高測試飛行，為相同航線不同航高之測試資料，僅單一航帶資料非全區資料，目的為比較航高對穿透率之影響，分別有低、中及高航帶，在兩樣區中擇一測試飛行。在全區完整掃瞄的光達資料平均點雲密度為 2 pts./m^2 。將空載光達所獲取的點雲資料經分類後製作 DEM，進一步比較各種不同的實驗結果。

Riegl LMS-Q680i 是屬於全波型空載光達，能詳細記錄每一回波資訊，其稜鏡屬於旋轉式，無法改變掃瞄角度，故其雷射入射角 (field of view, FOV) 只能固定為 60° ，黃清美與史天元(2008)測試不同的 FOV 對於光達穿透率之影響，其結果顯示 FOV 越大，森林的穿透率越低，故合理的範圍內限制掃瞄資料的 FOV 在 40° 內，故去除左右各 10° 資料。

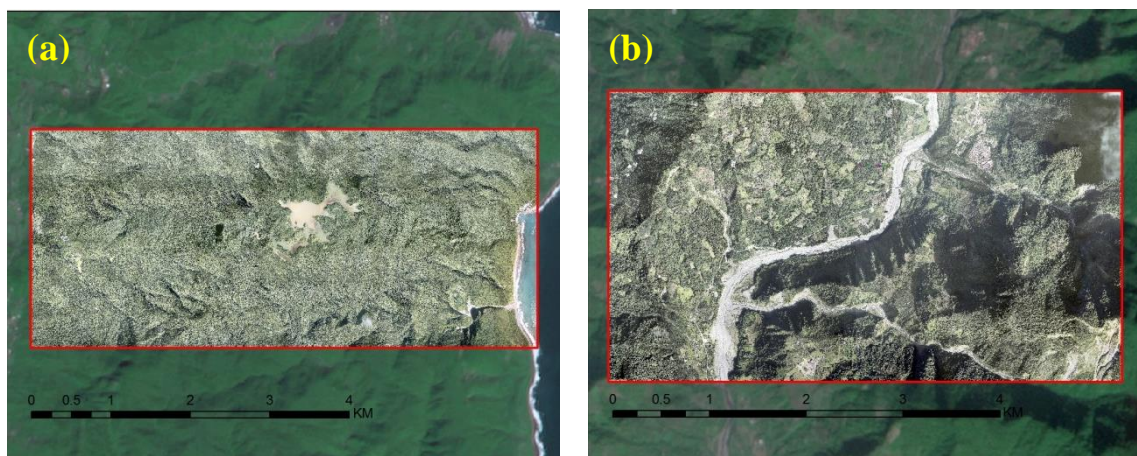


圖 1 研究樣區 (a) 南仁山生態保護區 (b) 達卡努瓦里

表 1 各種空載光達於研究樣區的飛航資料與參數設定

		Optech HD400			Riegl LMS-Q680i			Leica ALS60		
南仁山	日期	2012/ 01/ 03			2012/ 01/ 07*			2011/ 10/ 21		
	航高 (m)	1000			1250	1950	2750	1000		
	FOV (°)	40			40	40	40	28		
	PRF (kHz)	150			210	150	150	53-99		
	航帶數	11			14	3	3	20		
達卡努瓦	日期	2011/ 11/ 07*			2012/ 01/ 08			2011/ 10/ 30*		
	航高 (m)	2000	2500	3000	1900			2900	3200	3900
	FOV (°)	40	40	40	40			6	10	8
	PRF (kHz)	100	100	100	220			55	50	44
	航帶數	13	3	4	19			32	2	2
*航高測試飛行，除低航高完整樣區掃瞄外，加飛中與高航高資料										

2.2.2 點雲資料前處理

本研究計算地面點點雲方式是套疊三種不同空載光達資料所製成的 DEM 網格，由於儀器穿透森林能力的差異，會造成森林區三種儀器製作之 DEM 無法疊合，如圖 2，故利用三種資料在相同網格內，取其中最低的 DEM 值做為推估與參考的地面網格，以人工編修的方式分類地面點，但並非所有地面點會被分類到，如圖 3 橘色為人工分類之地面點，從圖中顯示並非所有的地面點被選取到，故本研究以 DEM 為底搜尋 2 m 厚度之範圍為全部地面點，國外文獻以 1.25 m 為搜尋厚度(F. Morsdorf *et al.*, 2008)，但本研究處於副熱帶森林植被覆蓋較複雜，故以 2 m 為搜尋厚度，如圖 3 綠色點為處理過後的地面點較完整，可以進行穿透率的評估。



圖 2 不同空載光達的 DEM 成果

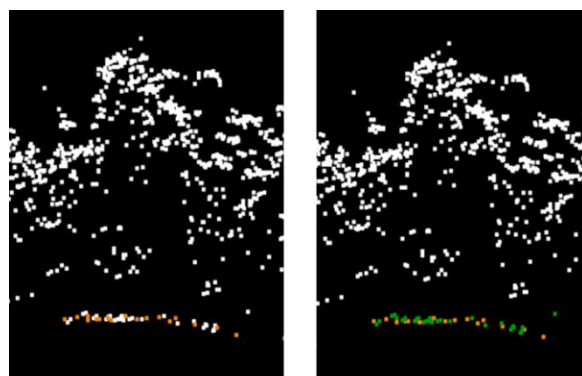


圖 3 橘色為地面點，綠色為將地表示為兩公尺厚度的地面點。皆為地形剖面圖，(a) 將點雲分類為地面點 (b) 由最低地面往格向上搜尋 2 m 內的地面點

2.2.3 計算穿透率

本研究取網格 10×10 m 與 20×20 m 大小，主要是由於各資料點雲密度均不同，當點雲密度少於 1pts/m²時，取 20×20 m 網格大小，主要為提高取樣數量，兩種網格大小資料，並獨立分析比較，而 20×20 m 網格大小資料，研究內容以不同航高比較為主。

統計網格範圍內的雷射發射數量與穿透森林冠層到達地面之雷射數量的比例，如公式(1)，雷射發射數量為單一回波與第一回波數量總和，另一

統計方式是以 GPSTime 統計其數量，本研究利用 GPSTime 統計其雷射點雲總數量，主要是由於資料經過人工過濾雜點後，第一回波資料不完整，利用回波統計雷射發射數量會造成數量上的差異。

$$\text{穿透率} = \frac{\text{穿透森林冠層雷射數量}}{\text{雷射發射數量}} \quad (1)$$

3. 實驗成果與分析

本研究主要分別探討影響森林區域穿透率的因子，分別比較不同光達儀器、不同飛行高度與不同掃瞄角度三種實驗成果。將成果製作 10×10 m 與 20×20 m 的網格圖，由綠色至紅色代表穿透率由低至高，再將穿透率與雷射脈衝發射次數製作折線圖，本研究以穿透率 0.2 為界限，低於 0.2 視為低穿透率，進而比較不同空載光達的飛航參數對地面穿透率的影響。

3.1 比較三種空載光達儀器之森林穿透率

由於三種空載光達儀器皆有低航高全區掃瞄的資料，將兩研究樣區的掃瞄結果進行分析比較，以 10×10 m 網格大小製作穿透率成果圖，平均點雲密度為 2pts./m²，則每格網點雲約為 200 點左右，

由於空載光達具多重回波特性雷射發射數量約為 70~100 發雷射，總數需視地物穿透情形。

3.1.1 南仁山生態保護區

Optech HD400 航高為 1000m、Riegl LMS-Q680i 航高為 1250 m、Leica ALS60 航高為 1000 m。圖 4(b)黃與紅色所占面積是三者之中最多的，表示穿透率高。由圖 5 可以得出 Optech HD400 的穿透率是三者中最佳的。再比較三者的 FOV 與雷射脈衝頻率，當雷射脈衝頻率高，表示每秒發射的雷射數量多，則每一發雷射脈衝能量較低。Leica ALS60 的雷射脈衝頻率低表示其能量為三者之中最高的，接收雷射脈衝的反射數量理應較 Optech HD400 與 Riegl LMS-Q680i 多；FOV 角度亦是三者中最小的，進行掃瞄時較不易被樹林遮蔽。Leica ALS60 在此兩者參數設定為三者中最佳的，應當有較佳的穿透率。但是由圖 4 及圖 5 的穿透率成果，卻是此次實驗中最低的，故 Leica ALS60 對於航線規劃時，必須改變飛航參數來提高森林穿透率。

由三種空載光達在南仁山低航高的穿透率成果，三種儀器於森林穿透率高低分別為：Optech HD400 > Riegl LMS-Q680i > Leica ALS60。

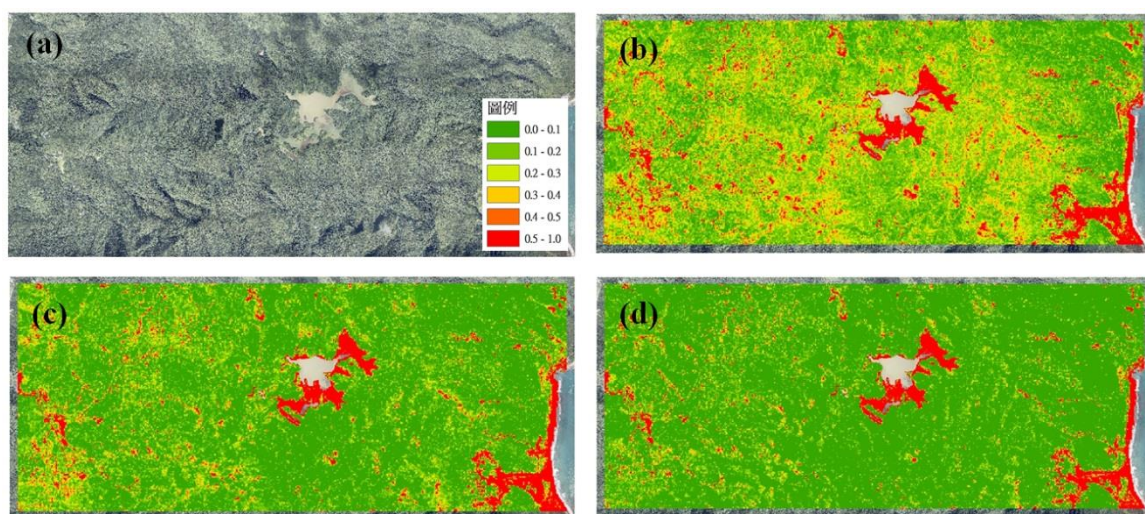


圖 4 三種空載光達於南仁山生態保護區低航高 10 m 網格穿透率成果(a) 南仁山正射影像 (b) OptechHD400 (c) Riegl LMS-Q680i (d) Leica ALS60

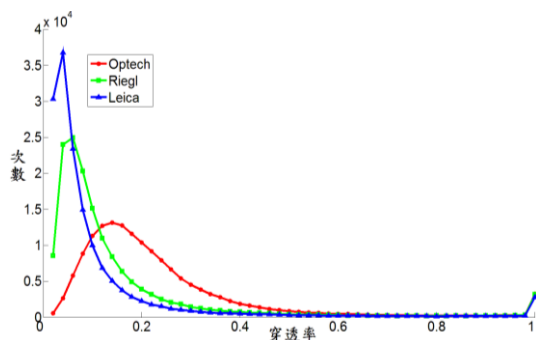


圖 5 三種空載光達於南仁山生態保護區低航高穿透率之關係，將穿透率低於 0.2 視為低穿透

3.1.2 達卡努瓦區

在達卡努瓦的正射影像中，已有多處區域因人工開發而形成聚落，先行比較三種空載光達包含聚落區域的穿透率。圖 6 (b) 的紅色面積多於(c)及(d)，但是無法直接比較何種空載光達穿透率較高。由圖 7 (a)的結果顯示三者穿透率在接近 1 的次數明顯增加，可以推論是由於人工開發使得無森林區域所致。由於本研究為探討不同空載光達的森林穿透率，故

將聚落地區予以去除以進行穿透率的比較。

去除人為開發聚落後，比較森林地區的穿透率。Leica ALS60 航高最高：2900 m，FOV 與雷射脈衝頻率的參數設定皆較其餘兩者小。比較圖 6(f)、(g)、(h)，而(h)的黃與紅色面積明顯較前兩者少，表示穿透率最差，由此樣區的實驗結果可以推論：即使 FOV 角度小、雷射脈衝頻率低，對於穿透率的影響還是低於航高的影響。

接著再比較 Riegl LMS-Q680i 與 Optech HD400。Optech HD400 的航高為 2000 m 高於 Riegl LMS-Q680i 100 m；Riegl LMS-Q680i 的雷射脈衝頻率較高；而兩者的 FOV 相同。比較兩者圖 7 (b) 0-0.2 的穿透率，Optech HD400 的穿透率稍微優於 Riegl LMS-Q680i，但是差異不甚明顯。在達卡努瓦森林地區低航高的穿透率成果為 Leica ALS60 最低；Optech HD400 與 Riegl LMS-Q680i 的穿透率差異不大。

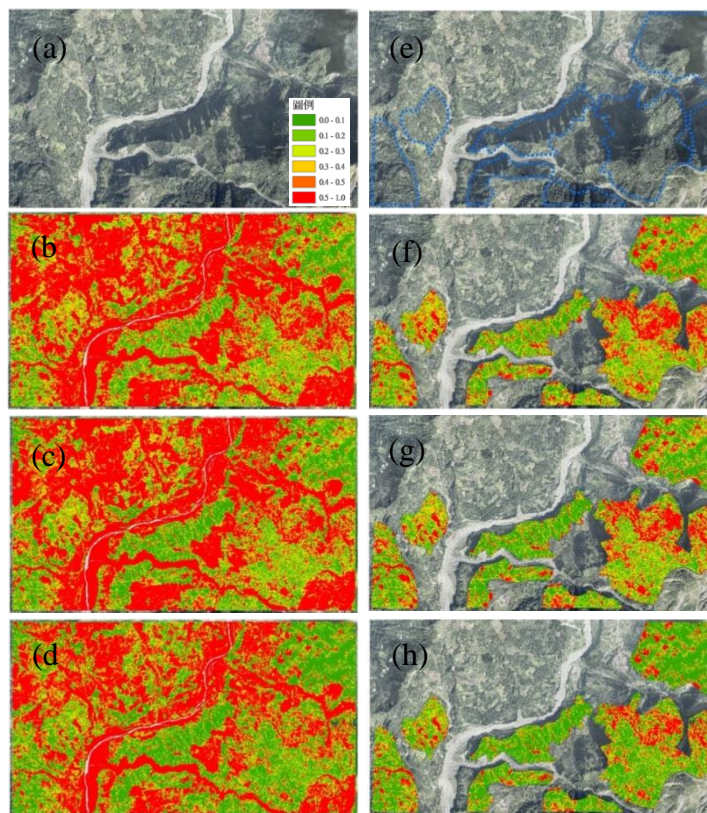


圖 6 三種空載光達於達卡努瓦森林地區低航高 10 m 網格穿透率成果，藍色區為森林地區。(a)、(b)、(c)、(d)為未去除聚落地區穿透率；(e)、(f)、(g)、(h)為去除聚落地區穿透率。(b)、(f) Optech HD400；(c)、(g) Riegl LMS-Q680i；(d)、(h) Leica ALS60

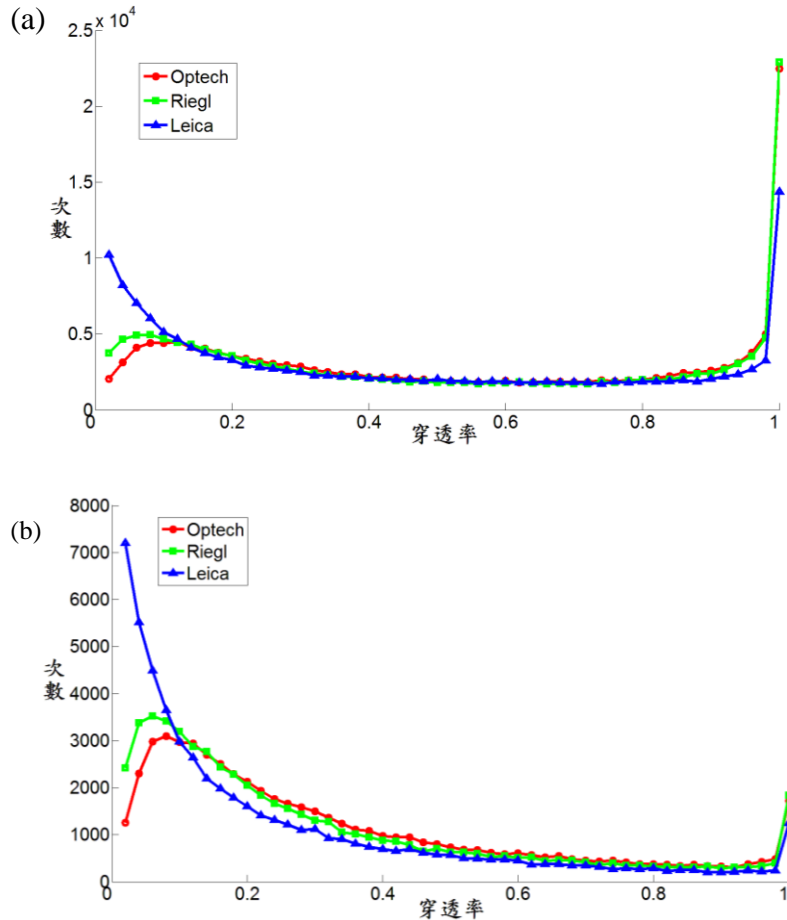


圖 7 三種空載光達於達卡努瓦森林地區低航高穿透率之關係。(a) 未去除聚落地區，因為有人工開發所以無森林遮蔽，穿透率在接近 1 會急遽增加 (b) 去除聚落地區後，比較森林地區穿透率的差異

3.2 比較不同航高之森林穿透率

比較同一空載光達儀器在三種不同航高之森林穿透率，將結果製作成 20 m 網格大小圖，由綠色至紅色代表穿透率由低至高。再將穿透率與雷射脈衝發射次數製作折線圖，本研究以穿透率 0.2 為界限，低於 0.2 視為低穿透率，進而比較飛航參數對於穿透率的影響。

3.2.1 利用 Optech HD400 比較航高對於森林穿透率的影響

於達卡努瓦地區比較三種航高的森林穿透率，低(2000 m)、中(2500 m)及高(3000 m)航高的重疊區域為去除人為開發聚落所留下的森林區域。在不同航高的 FOV 與雷射脈衝頻率皆不變，製作 20 m 網格大小的穿透率成果圖。由圖 8 的成果，無法分辨

哪一航高的穿透率佳，故由圖 9 的關係圖來比較三種航高的穿透率。低航高在低穿透率 0 - 0.2 的次數，明顯比中、高航高來的少，而穿透率大於 0.2 的次數較多。由成果可以推論在達卡努瓦地區低航高的穿透率高。

3.2.2 利用 Riegl LMS-Q680i 比較航高對於森林穿透率的影響

在南仁山生態保護區分別飛行 1250 m、1950 m 及 2750 m 航高，由圖 10 可大致推論在低航高的穿透率佳，因其黃色區域較多。由圖 11 折線圖成果，三種不同航高的穿透率大部分都在 0.2 以下，其中而高航高的穿透率最低，低航高的穿透率最高。

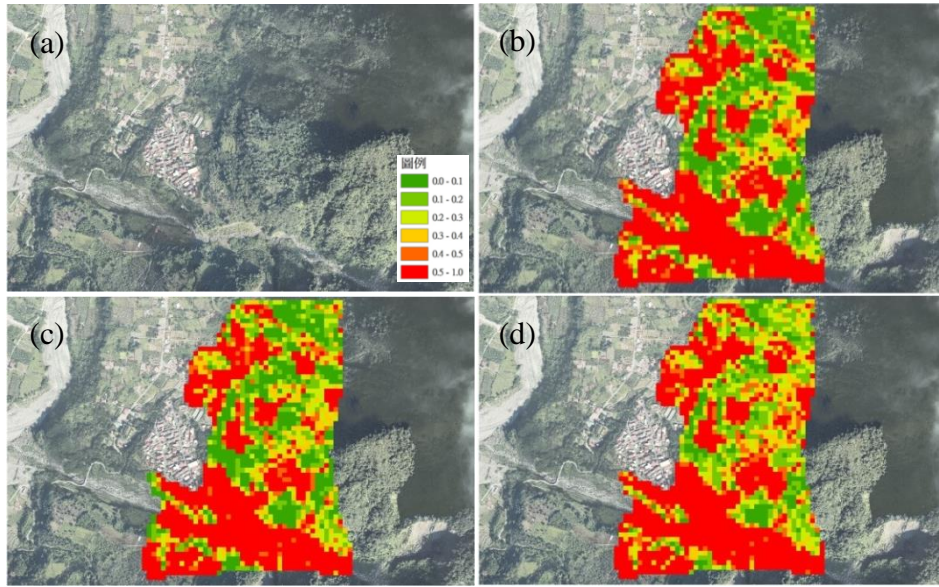


圖 8 Optech HD400 於達卡努瓦森林地區不同航高的 20 m 網格穿透率成果圖 (a)達卡努瓦正射影像 (b)高航高 (c)中航高 (d)低航高

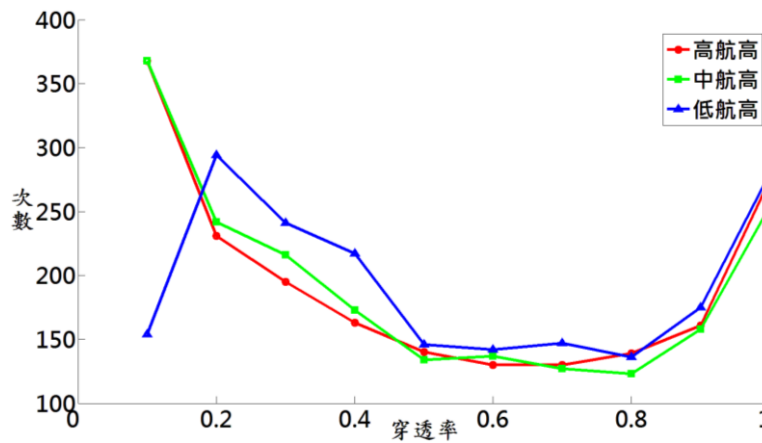


圖 9 Optech HD400 於達卡努瓦森地區不同航高穿透率之關係，將穿透率低於 0.2 視為低穿透

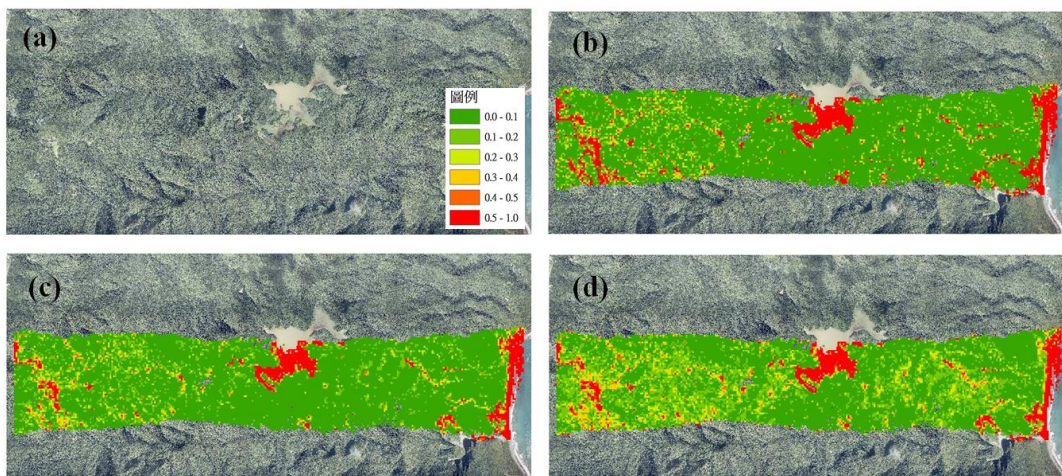


圖 10 Riegl LMS-Q680i 在不同航高於南仁山生態保護區 20 m 網格穿透率成果圖 (a)南仁山正射影像 (b)高航高 (c)中航高 (d)低航高

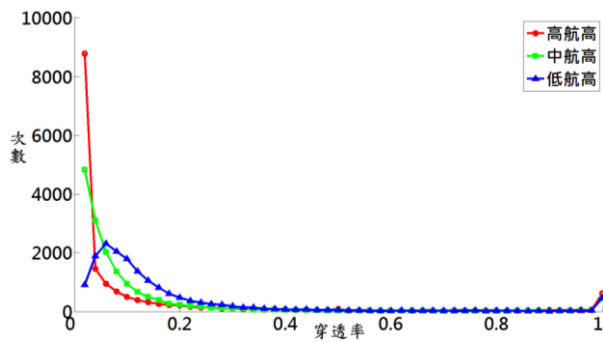


圖 11 Riegl LMS-Q680i 於南仁山生態保護區不同航高穿透率之關係，將穿透率低於 0.2 視為低穿透

3.2.3 利用 Leica ALS60 比較航高對於森林穿透率的影響

比較達卡努瓦森林地區不同航高的穿透率，因航線規劃的差異造成重疊區域不同於 Optech HD400。Leica ALS60 航高分別為 2900 m、3200 m、3900 m，但是 FOV 與雷射脈衝頻率皆隨著航高不同而改變。圖 12 的結果顯示在不同航高的穿透率僅有細微差異，而圖 13 不同航高的折線趨勢皆相近，顯示在不同航高間穿透率無明顯差異。與相同

實驗樣區 Optech HD400 的成果相比，Optech HD400 在低航高的穿透率結果明顯較中、高航高來的佳。推論造成此差異的原因是空載光達設定不同的 FOV 與雷射脈衝頻率所致，又因為 Leica ALS60 的 FOV 與雷射脈衝頻率隨著航高改變，因此無法單純比較航高對於穿透率的影響，表示 FOV 或雷射脈衝頻率的改變會影響到森林穿透率。

3.3 比較不同掃描角度對於森林穿透率之差異

Leica ALS60 與 Riegl LMS-Q680i 皆為單束雷射脈衝對正下方進行掃描，而 Optech HD400 具有雙發雷射：Channel 1 及 Channel 2，分別對正下方的前方 2° 和正下方進行掃描。於南仁山生態保護區以低航高分析不同的角度對穿透率的影響。在圖 15 大於穿透率 0.2 的次數中，Channel 2 的數量多於 Channel 1，所以可以推論在正下方掃描的森林穿透率會大於前方 2° 。

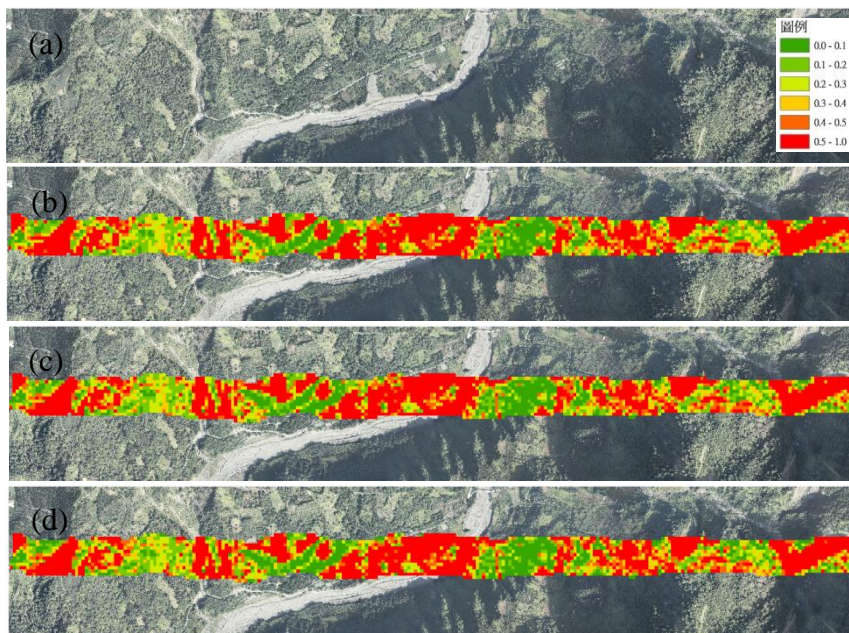


圖 12 Leica ALS60 於達卡努瓦森林地區不同航高的 20 m 網格穿透率成果圖 (a)達卡努瓦正攝影像 (b)高航高 (c)中航高 (d)低航高

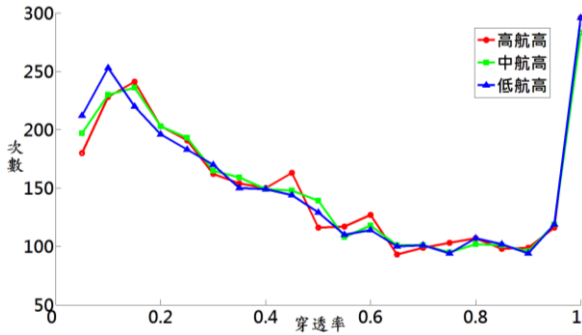


圖 13 Leica ALS60 於達卡努瓦森林地區不同航高穿透率之關係，將穿透率低於 0.2 視為低穿透

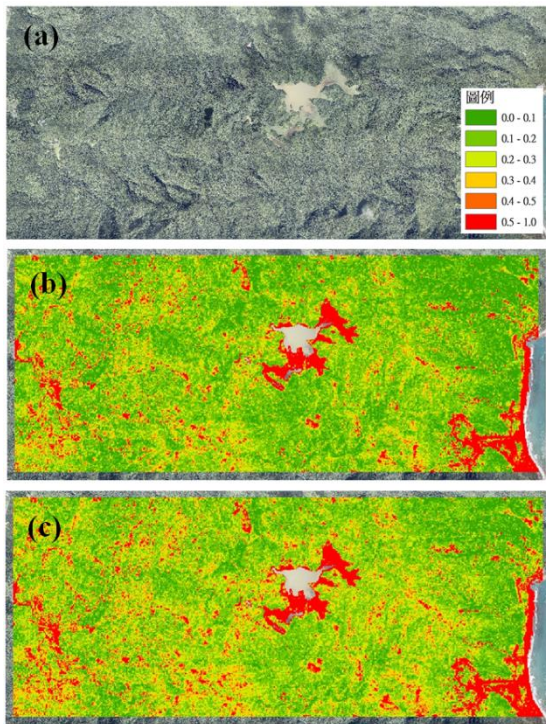


圖 14 Optech HD400 於南仁山生態保護區不同掃描角度的 20 m 網格穿透率成果(a) Channel 1 (b) Channel 2

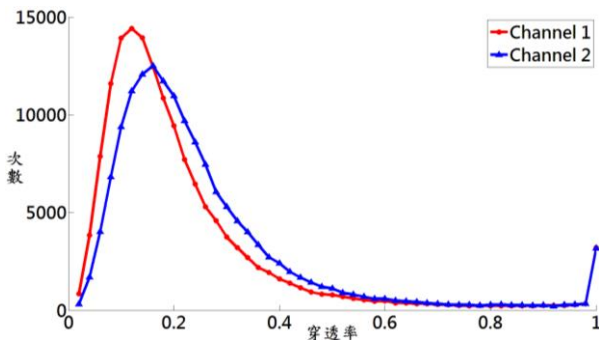


圖 15 Optech HD400 於南仁山生態保護區不同掃描角度的穿透率關係圖，將穿透率低於 0.2 視為低穿透

4. 結論與建議

不同空載光達於森林地區的穿透率，可由南仁山生態保護區以及達卡努瓦里兩個實驗樣區和三種不同方法進行比較。

- (1) 三種空載光達在南仁山生態保護區低航高的穿透率：Optech HD400 > Riegl ALS-Q680i > Leica ALS60。達卡努瓦森林：Optech HD400>Riegl ALS-Q680i > Leica ALS60。
- (2) 相同空載光達儀器在不同航高之森林穿透率：Optech HD400 與 Riegl LMS-Q680i 在低航高的穿透率皆為最佳；而 Leica ALS60 在不同航高的森林穿透率相差不大，低航高並無較顯著的增加森林穿透率。推測造成此原因是由於 Leica ALS60 的 FOV 與雷射脈衝頻率皆隨著航高改變，無法控制此變異量。
- (3) Optech HD400 不同掃描角度的差異：Optech HD400 的 Channel 2（正下方）> Channel 1（前方2°）。

由 Optech HD400 與 Riegl LMS-Q680i 實驗結果可以推論：當飛行高度不同時，航高越低，空載光達於地面的穿透率較佳。而比較同一地區三種空載光達的穿透率成果會受每家廠商的航線規劃以及飛航參數而造成差異。

地面穿透率會受到空載光達飛行高度及其他參數的影響，研究成果可以提供未來以空載光達製作森林地區 DEM 的規劃參考，如航高、FOV 與掃描頻率的選擇等。

參考文獻

何心瑜、陳大科、史天元、徐偉城，2008，人工編修空載光達資料產製 DEM 成果之探討，航測及遙測學刊，第 13 卷，第 4 期，pp.231-239。

吳守從，2003，南仁山生態保護區森林植群動態變化及其經營管理策略之探討，國立台灣大學森林學研究所博士論文。

陳朝圳、余蘭君，2003，南仁山次生林葉面積指數之季節性變化，林業研究期刊，第 25 卷，第 4 期，pp. 75-83。

彭炳勳、陳朝圳，2008，應用空載光達資料推測林木樹高與葉面積指數，航測及遙測學刊，第 13 卷，第 2 期，pp.85-100。

彭炳勳、謝依達、陳朝圳，2008，空載光達雷射穿透率指數與柳杉林葉面積指數之關係探討，台灣林業科學，第 23 卷，pp.63-73。

黃清美、史天元，2008，雷射入射角與空載光達穿透率關係探討，航測及遙測學刊，第 13 卷，第 1 期，pp.67-73。

黃紹東、徐明鑑、黃英婷、蘇惠璋，2008，應用空載光達 (LiDAR) 技術於國土利用調查資料庫建置之研究，第二十七屆測量及空間資訊研討會論文集，pp.393-403。

A. Farid, D.C. Goodrich, R. Bryant, S. Sorooshian, 2008, Using airborne to predict Leaf Area Index in cottonwood trees and refine riparian water-use estimates, *Journal of Arid Environments*, Vol. 72, No. 1, pp.1-15.

A.E. Akay, H. Oğuz, I. Rakip, K. Argua, 2009, Using LiDAR technology in forestry activities, *Environ Monit Assess*, Vol. 151, pp.117-125.

Erik Næsset, 2009, Effects of different sensors, flying altitudes, and pulse repetition frequencies on forest canopy metrics and biophysical stand properties from small-footprint airborne laser data, *Remote Sensing of Environment*, Vol. 113, No. 1, pp.148-159.

F. Morsdorf, O. Frey, E. Meier, K.I. Itten, B. Allgöwe, 2008, Assessment of influence of flying altitude and scan angle on biophysical vegetation products derived from airborne laser scanning, *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 29, No. 5, pp.1387-1406.

Kaiguang Zhao, Sorin Popescu, 2009, Lidar-based mapping of leaf area index and its use for validating GLOBCARBON satellite LAI product in a temperate forest of the southern USA, *Remote Sensing of Environment*, Vol. 113, No. 8, pp.1628-1645.

Yunfei Bao, Guoping Li, Chunxiang Cao, Xiaowen Li, Hao Zhang, Qisheng He, Linyan Bai, Chaoyi Chang, 2008, Classification of LiDAR point cloud and generation of DTM from LiDAR height and intensity data in forested area, *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, Vol.37, PartB3b, pp.313-318, Beijing.

LiDAR Penetration Comparisons at Different Instruments and Flight Parameters in Forest

Chung-Cheng Lee¹ Pei-Jung Chiu² Chi-Kuei Wang^{3*}

ABSTRACT

Airborne LiDAR can obtain abundant 3D coordinates and intensity of point clouds which include ground points and object points in short time by penetrating the canopies to the ground in forest areas which can be used in making DEM (Digital Elevation Model). The coverage on the topography, flying height and laser incident angle have an effect on the laser penetration of the LiDAR. Three different types of airborne LiDAR (Optech HD400, Leica ALS60 & Riegl LMS-Q680i) separately collect data in low, medium and high flying altitude in the same area to calculate the ground penetration where plenteous tree species cover two study areas: Najenshan ecological reserve area and Dakanuwa village, Namaxia district, Kaohsiung City. To sum up from the research, the number of penetration rate greater than 0.2 in low flying altitude, 2000 m for Optech HD400 and 1250 m for Riegl LMS-Q680i respectively, are much more than medium and high flying height in contrast that Leica ALS60 has no significant discrepancy. Besides the effect of flying altitude, the setting of LiDAR's parameters result the better penetration for Optech HD400 in Najenshan ecological reserve area and worse to Leica ALS60 in Dakanuwa village

Keywords: airborne LiDAR, laser penetration of LiDAR, penetration in forest

¹ PhD Candidate, Dept. Geomatics, National Cheng Kung University

² Master student, Dept. Geomatics, National Cheng Kung University

³ Associate Professor, Dept. Geomatics, National Cheng Kung University

* Corresponding Author, Phone: 886-6-2757575 ext.63825, E-mail: chikuei@mail.ncku.edu.tw

Received Date: Sep. 11, 2013

Revised Date: Mar. 02, 2014

Accepted Date: Jul. 16, 2014

中文稿件投稿注意事項（英文稿件請參閱下頁 Author Guidelines）

本學刊定期出版攝影測量及遙感探測領域之學術論著、技術短文及應用性報導。所收錄之稿件皆須通過本編輯委員會安排之專家學者審查程序，並由通訊作者簽署著作權讓渡書。作者可自行聲明文稿屬學術論著、技術短文或應用性報導之類別，但本編輯委員會將依據審查委員意見決定收錄文稿之類別。本學刊不接受已經刊載過之文稿，於研討會發表過之論文，經適當增補其內容者為例外。

投稿之電子郵件信箱地址為 jprsubmit@gmail.com，請以電子郵件附件方式寄送稿件之 WORD 檔及 PDF 檔各一份。為便利編審作業，請於稿件 PDF 檔中移除作者之相關資料（如姓名、服務機關、電話、及電子郵件信箱等）。稿件撰寫要點如下：

1. 頁面：採用 A4 規格頁面。
2. 字體：(1) 中文均以新細明體橫式打字；(2) 英文均以 Times New Roman 字體橫式打字。
3. 單位：內文、圖表及符號中之度量單位皆採用 SI 公制單位。
4. 首頁：首頁應含內容依次為「題目、作者姓名、摘要、關鍵詞、及作者服務機關及職稱（置於頁尾）」，接續文稿內文。
5. 末頁：末頁應含內容與首頁相同，但皆以英文書寫。
6. 題目：論文題目宜簡明，字體大小為 20，英文題目每字第一位字母以大寫字體打印。
7. 作者：作者姓名列於題目之下方，字體大小為 14，其服務機關及職稱以^{1,2,...}上標編號註記於頁尾，字體大小為 12。
8. 摘要：摘要字數以 250 字為限，字體大小為 12。
9. 關鍵詞：列出三至五個關鍵詞，字體大小為 12。
10. 章節及標題：(1) 章節標題置中，編號一律為阿拉伯數字，如 1, 2, ...，標題字體大小為 18；(2) 小節標題靠左，編號一律為 1.1, 1.2, 1.1.1, 1.1.2.....，字體大小為 14。
11. 內文：內文之長度(含圖表)以不超過 25 頁為原則，各段落第一行應縮排，字體大小為 12。
12. 數學式：所有數學式均須標式號於圓括弧內，數學式內所有符號須於符號第一次出現時，應於數學式下方逐一加以定義。
13. 圖及影像：(1) 圖及影像均須數位化置於文稿中適當位置；(2) 所有圖及影像下方須附圖流水編號及說明；(3) 本刊接受彩色圖及影像，但紙版印刷一律採灰階印刷。
14. 表格：(1) 表格均須數位化置於文稿中適當位置；(2) 所有表格上方須附表流水編號及說明；(3) 本刊接受彩色表格，但紙版印刷一律採灰階印刷。
15. 參考文獻：(1) 參考文獻應列於文末，文稿中未直接引用者不得列入；(2) 先排列中文參考文獻，再排列英文參考文獻，其他文字參考文獻列於英文參考文獻之後；(3) 中文參考文獻以第一作者姓名筆劃順序排列，英文參考文獻以第一作者之姓依英文字母順序排列。當作者相同時，依發表年代排列，作者及發表年代完全相同時，依日期在年代後加以 a, b, c 順序。第一作者姓名相同時，先排列單一作者之參考文獻，其次為多作者文獻；(4) 參考文獻之格式如下列：
 - 期刊論文：作者姓名，年代。文章標題，期刊名稱，卷數(期數)：起始頁數—結束頁數。
 - 書籍：作者姓名，年代。書名，出版者，出版地。
 - 論文集：作者姓名，年代。篇名，論文集名稱，發表地點，卷(期)：起始頁數—結束頁數。
16. 參考文獻引用：(1) 作者為一人時，以作者全名(中文文獻)或姓(英文文獻)及發表年代，如李良輝(1991)或(李良輝，1991)、Jones (1979)或(Jones, 1979)；(2) 作者為二人時，以二作者全名(中文文獻)或姓(英文文獻)及發表年代，如施學延及陳良健(2011) 或(施學延及陳良健，2011)、Jones & Smith (1979)或(Jones & Smith, 1979)；(3) 作者為多人時，以第一作者全名(中文文獻)或姓(英文文獻)，之後加「等」(中文文獻)或「et al.」(英文文獻)及發表年代，如(郭寶章等，1976)或郭寶章等(1976)、Jones et al. (1979)或(Jones et al., 1979)；(4) 作者及發表年代完全相同時，依日期在年代後加以 a, b, c 引用，如 Jones & Smith (1979a)、Jones & Smith (1979b)。

Author Guidelines

The Journal of Photogrammetry and Remote Sensing periodically publishes academic articles, technical short papers and application reports addressing topics in photogrammetry and remote sensing. Acceptance of submitted manuscripts for publication is based on a peer-reviewing process arranged by the editorial board. A manuscript will not be formally accepted until a copyright agreement is received. Although authors can indicate their submitted manuscripts belonging to one of the categories of academic articles, technical short papers or application reports, the editorial board will make the final decision based on the suggestions of reviewers. This journal does not accept any paper has ever been published, but a paper only published in conference proceedings and revised appropriately is an exception.

The E-mail address for manuscript submission is jprsubmit@gmail.com. Please send your manuscript in both WORD and PDF formats via e-mail attachments. In the WORD file, please provide author information. However, for blind reviewing, please eliminate author information in the PDF file. Instructions for authors to prepare a manuscript are as follows:

1. Typing format: Manuscripts should be typed single-column and double-space on A4 page size using font-type of 12pt **Times New Roman**. The pages should be numbered.
2. Units: Manuscripts must use SI (Metric) units in text, figures, or tables.
3. Cover page: The cover page should contain manuscript title, author names, abstract, key words, and author affiliations.
4. End page: The end page contains the same information as the cover page, but in Chinese.
5. Title: The title of the manuscripts should be concise and informative. Please use font size of 20pt and capitalize the initial letter of each word in the title.
6. Authors: Authors names (using font size of 14pt) are listed below the title, affiliations (using font size of 12pt) are listed at the end of the first page marked with ^{1,2,...}.
7. Abstract: The abstract should be shorter than 250 words and typed using font size of 12pt..
8. Keywords: Keywords (no more than 5 words) should be given and placed below the abstract.
9. Sections and Sub-sections: Section heading (using font size of 18pt) should be centered and numbered in 1, 2... etc. Sub-sections (using font size of 14pt) are justified to the left in 1.1, 1.2, 1.1.1, 1.1.2...etc.
10. Paper length: Published papers are limited to 25 pages.
11. Equations: Type formulae and equations clearly in black and numbered in curved brackets. All symbols in equations should be clearly defined when they firstly appear in the manuscripts.
12. Figures and Tables: Figures and tables are numbered and described in short. When papers are accepted, original figures, tables, and photographs are expected for reproduction. Color figures and tables are acceptable in digital version, but they will be printed in gray levels in hard copies.
13. References: Only works cited in the text will be included. References should be cited in the text by giving the last name of the author(s) and the year of publication of the reference, such as Lee and Huang (1979) or (Lee and Huang, 1979). With three or more names use the form "Huang *et al.* (1995) or (Huang *et al.*, 1995)" in the text. When two or more references have the same text identification, please distinguish them by appending "a", "b", etc., to the year of publication. References should include the complete title(s), the number of the volume and the page(s) of the information cited. References should be listed in alphabetical order, according to the last name of the first author, at the end of the paper.

Volume 19 No. 1
November 2014

Journal of Photogrammetry and Remote Sensing

CONTENTS

Regular Issue Papers

- A Comparison of Positioning Accuracy for Airborne LIDAR Data Solved by DGPS and PPP
(Li-Wei Wu, Jin-King Liu, Wei-Chen Hsu, Yu-Hsiang Chung, Hui-Peng Chen) **1**
- Object-Based Classification for LiDAR Point Cloud
(Keng-Fan Lin, Pai-Hui Hsu) **13**
- Quality Assessment of DEM Generation from Airborne Laser Scanning Data
(Cheng-Kai Wang, Yi-Hsing Tseng, Yu-Wei Liu) **37**
- Extraction of Surface Features from LiDAR Point Clouds Using Incremental Segmentation Strategy
(Miao Wang, Yi-Hsing Tseng)..... **49**
- LiDAR Penetration Comparisons at Different Instruments and Flight Parameters in Forest
(Chung-Cheng Lee, Pei-Jung Chiu, Chi-Kuei Wang)..... **63**

更新啓示

第十七卷三期第 203-220 頁〈結合 MODIS 與 MISR 觀測資料在氣膠單次散射反照率反演之應用〉一文，作者張國恩職稱原文為「國立中央大學太空及遙測研究中心 副教授」，更新為「國立中央大學太空科學研究所 博士生」，特此更新。

第 十 九 卷 第 一 期

中 華 民 國 一 〇 三 年 十 一 月

航測及遙測學刊

目 錄

學術論著

- DGPS 與 PPP 於空載光達解算定位精度成果之研究
(吳歷韋、劉進金、徐偉城、鐘郁翔、陳慧鵬).....1
- 以物件為基礎之光達點雲分類
(林耿帆、徐百輝).....13
- 空載光達資料產製數值高程模型之品質評估探討
(王正楷、曾義星、劉囿維).....37
- 使用漸增式區塊化策略從光達點雲萃取面特徵
(王淼、曾義星).....49
- 比較各種空載光達儀器與飛航參數對於森林穿透率影響
(李崇誠、邱珮榕、王驥魁).....63