

以八分樹三維網格結構組織光達點雲資料並進行 平面特徵萃取

Organizing Lidar Data and Extracting Plane Features Based on Octree-Structuralized Three-Dimensional Grid

湯凱佩¹
Kai-Pei Tang

曾義星²
Yi-Hsing Tseng

摘 要

雷射掃瞄 (Laser scanning) 技術具有快速獲取大量的物體表面三維點位資訊之特性，已被廣泛的被應用於各種量測作業，而近幾年在測量工程上，應用雷射掃瞄技術之研究及發展亦十分蓬勃，在各種應用中，如何效率地處理數量龐大的雷射掃瞄點位資料，並從中獲得更多的資訊 (如特徵點、線、面等) 來進一步的進行各種分析及應用，則為一相當基本且重要的課題。

由於雷射點雲資料數量龐大，為了有效率的管理、搜尋及存取，簡單的方式便是將點三維空間中的雲資料組織結構化，組織化的點雲資料可透過索引 (Indexing) 機制存取。為了方便進行點位之間的關係分析計算，本研究中透過將點雲分佈空間切割成規則的三維網格影像的方式來組織化點雲資料，但為解決三維網格所需的三維陣列太大以及陣列中大量元素並無資料造成記憶空間浪費的問題，研究中採用八分法的方式進行影像切割，並以八分樹結構記錄該三維網格影像，而為使用方便，索引機制仍是以三軸向索引值為之 (中間已加入轉換成八分樹結構索引的機制)，如此對於該三維網格影像之後續相關應用程式撰寫將變的十分容易。

在將點雲組織化之後，研究中提出以類似區塊成長 (Region Growing) 法之方式在三維影像中進行平面成長，實驗結果顯示，本文所用之平面萃取方法對於因雷射掃瞄角度所造成點密度較稀疏之平面特徵物可以較不受到限制。

關鍵詞：Octree-Structuralized Three-Dimensional Grid

¹ 國立成功大學測量暨空間資訊學系博士班研究生，內政部土地測量局測量員

² 國立成功大學測量暨空間資訊學系教授

一、前言

雷射點雲資料通常十分龐大且分佈不規則，如何有效率的存取管理及分析處理是一項難題 (Maas and Vosselman, 1999)。當要對資料進行分析計算時，若事先未對點雲資料進行適當的組織結構化，則處理上將十分困難且沒有效率。在二維網格影像處理中，利用 X、Y 兩方向之索引值，可存取對應的網格資料，進行各種分析計算，此種索引 (Indexing) 方式，具有簡單快速且易於將各種分析計程式化的優點，由此出發，如將點雲分佈的空間切割成規則的三維網格，每個網格記錄其空間內所涵蓋的點位資料，藉此將點雲資料間的空間關係組織化，則在資料的分析處理上將具有上述二維網格影像處理的優點。然而將點雲分佈空間三維網格化時，需用一個三維陣列來儲存對應網格的資訊，此陣列所使用之記憶空間十分龐大，以 $1024 \times 1024 \times 1024$ 大小之三維網格為例，每一網格以 4 bytes 的指標 (pointer) 來關聯點雲資料，便需要 4 GBytes 的記憶空間，造成此種記錄方式易受限於電腦軟硬體設備，且又點雲資料多為物體表面描述 (非均勻的滿佈於三維空間中)，因此在陣列中將有大部分的元素並無資料，意即多數的網格內並未涵蓋有點位資料，故此記錄方式也造成記憶體空間浪費的問題。為克服上述問題，本文採用以八分樹結構來描述三維網格。

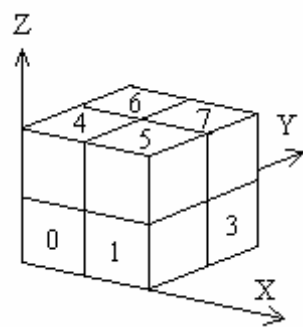
二、以八分樹結構化三維網格

八分樹結構十分適合於組織三維空間，故應用於組織點雲資料十分適合 (賴志恆, 2003)，本研究將以八分法進行空間的切割，配合八分樹結構來架構出三維網格空間，並建立以三維索引機制 (經由八分樹結構搜尋) 來存取，達到組織點雲資料的目的。

假設有一有限的立方體空間，今對空間進行第一次細分，以八分法切割 (等分) 該空間，結果可得 8 個子空間，形成 $2 \times 2 \times 2$ 的三維網格，對空間再一次細分，即以八分法再次對 8 個子空間進行切割，每個子空間各可形成 8 個更小的子空間，整體空間則被切割成 64 個子空間，形成 $4 \times 4 \times 4$ 的三維網格，如此重覆的對空間進行細分，便可將空間切割成規則的三維網格。相對於八分樹結構，進行空間的細分便是對八分樹進行枝葉的延展，對應於空間的每一次細分，八分樹將進行一次的延展，第一次由根節點分割出 8 個子節點，第二次再由第一次的 8 個子節點再各分割出 8 個子節點共 64 個，依此類推，如欲將空間細分成 $2^N \times 2^N \times 2^N$ 大小的三維網格，則必須對空間進行 N 次的細分，而八分樹也將經過 N 次延展，並依序會分割產生 $8, 8^2, \dots, 8^N$ 個子節點。八分樹中的每個節與空間有一對應關係，例如根節點對應於整個空間、第一次延展出的 8 個子節點分別對應於空間第一次細分的 8 個子空間、 \dots 、而第 N 次分割出 8^N 個子節點則分別對應於一個最後細分的三維網格，至此八分樹結構可用來描述三維網格。

依據上述討論，以下將說明實作之方式，在說明中將提到大小 node，其意義指的是 node 所對應的空間大小。首先定義一空間切割成 8 個子空間的編碼方式，參考

【圖一】，8 個子空間形成 2x2x2 的三維網格，今以 i、j、k 分別為 X、Y、Z 方向之索引值，i、j、k 之範圍為 0~1，定義每個子空間(網格)的編碼為 $code = i+2j+4k = 0 \sim 7$ ，而相對於八分樹結構中，一 node 將分割出 8 個子 node 時，8 個子 node 以陣列方式排列，並依序對應到編碼為 0~7 的子空間。

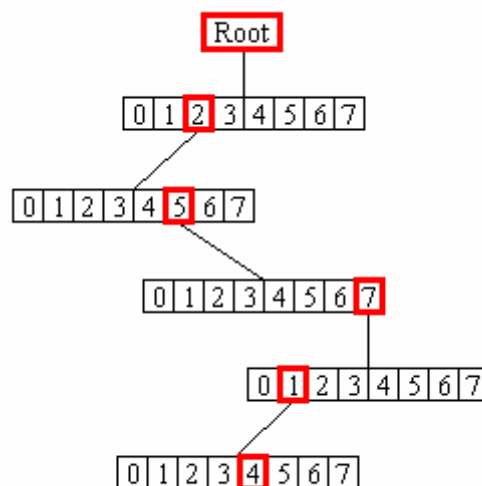


【圖一】

現將一可涵蓋所有雷射掃瞄點雲之立方體空間視為一大網格，並對應到八分樹的根節點，根節點中記錄全部的點資料，開始對空間進行細分，八分樹亦開始延展，每當一個 node 被分割成 8 個子 node 時，此時該 node 中所記錄的點位資料也將分別轉記錄到 8 個子 node 中，如 node 內已無點資料時(即 node 對應空間內無掃瞄點)，則該 node 便不再進行分割，因為當空間再細分時，所有由該 node 分割衍生的較小的 node 亦是無資料，換言之，當已知一 node 空間內無資料時，則涵蓋在該 node 空間內的任何更小的網格空間均是無資料，據此特性，此類 node 可以不須再分割，則其原本將分割衍生之較小的 node 亦可省略不記錄，而前言中所提到，此類未涵蓋點雲資料的網格空間數目眾多，故採用此種方式可以達到節省記憶體空間的目的。完成整個空間的切割後，點雲資料則已被八分樹三維網格所組織化了，透過八分樹結構可進行點位資料的存取，而為了使三維網格具有如前言所述二維網格影像索引 (Indexing) 方式的優點，則必須再建立以三軸方向索引值轉換成八分樹結構索引的機制，以下將直接以範例進行說明。

今有一空間進行 5 次細分，被分割成 32x32x32 之大小，而 i、j、k 分別為 X、Y、Z 方向之索引，今欲取網格 $g(i, j, k) = (14, 20, 13)$ 內之點位資料，方式如下：

索引值	十進位值	二進位值				
		bit_4	bit_3	bit_2	bit_1	bit_0
i	14	0	1	1	1	0
j	20	1	0	1	0	0
k	13	0	1	1	0	1
		↓	↓	↓	↓	↓
		2	5	7	1	4



【圖二】

i、j、k 以二進位表示後，三者各取出對應的 bit 值，進行 $(i:bit_m) + 2 \cdot (j:bit_m) + 4 \cdot (k:bit_m)$ 計算，得到如表中所示之結果 (2 5 7 1 4)，此串數字依序代表第一次至第五次對涵蓋網格 g 的空間進行八分切割後，涵蓋網格 g 的子空間編碼，參考【圖二】所示，利用此串編碼數字，透過八分樹結構，由根節點開始，依序往下找到子節點 2、子節點 5、子節點 7、子節點 1，最後找到子節點 4，便可取

得該網格所涵蓋的點位資料，另外一提，每個網格對應一不同且唯一的一串編碼，當透過編碼由根節點開始往下搜尋，搜尋過程中如遇節點已無往下分割的子節點，代表該節點內已無資料，則依前述的說明可知網格內亦無資料。經由上述的方法將點雲資料組織化後，點雲資料可視為一三維網格影像，並可利用三維索引的機制來存取網格內的資料，本文將以此三維網格化影像為基礎，提出一類似區塊成長 (Region Growing) 之方法在三維影像中進行平面成長來萃取平面特徵物。

三、點群共平面之解算

進行平面萃取之前，必須先定義由接近共面的點群中解算最適平面的條件。空間中平面公式為 $Ax + By + Cz + D = 0$ ，而任一點 (x_i, y_i, z_i) 至平面之距離為

$$s_i = \frac{|Ax_i + By_i + Cz_i + D|}{\sqrt{A^2 + B^2 + C^2}} \quad (1)$$

今定義由 n 個點所形成之最適平面的條件為 $\sum_{i=1}^n s_i s_i = \min$ ，依此定義下，以下說明最適平面之解算方法。

取點至平面之距離公式 $F(A, B, C, D) = \frac{|Ax + By + Cz + D|}{\sqrt{A^2 + B^2 + C^2}} = 0$ 為觀測函數，每一組 (x_i, y_i, z_i) 代入函數 F 可得一觀測方程式 $v_i + 0 = v_i = \frac{|Ax_i + By_i + Cz_i + D|}{\sqrt{A^2 + B^2 + C^2}} \quad (2)$

當有 n 組 (x_i, y_i, z_i) ，則有 n 個觀測方程式，根據最小二乘平差法理論，在 $\sum_{i=1}^n v_i v_i = \min$ 時，可解得一組未知參數 A 、 B 、 C 、 D 。比較(1)、(2)兩式，可發現未知數 A 、 B 、 C 、 D 即為平面參數，且 $v_i = s_i$ ，此時 $\sum_{i=1}^n v_i v_i = \sum_{i=1}^n s_i s_i = \min$ ，故所解得之參數解即為最適平面之解。然而僅以點位組成觀測方程式進行平差計算時，並無法正確求解 (A B C D 均將收斂至 0)，因為對一組平面參數 $[A \ B \ C \ D]$ 與任一常數 k 所形成之 $k \cdot [A \ B \ C \ D]$ 均可代表同一平面，而當 $k = 0$ 時，可得 $\sum_{i=1}^n v_i v_i = 0$ 為最小，故為了得到一組正確的固定解，還必須加入一約制條件，研究中採 $A^2 + B^2 + C^2 = k$ (k 為常數且 $k > 0$) 作為約制條件並寫成 $G(A, B, C, D) = A^2 + B^2 + C^2 - k = 0$ ，如設 $k = 1$ ，則所得之 (A, B, C) 恰為平面之單位法向量。由於 $F(A, B, C, D)$ 與 $G(A, B, C, D)$ 為非線性方程式，求解時可以泰勒展開式將其線性化，並配合疊代方式漸進求解。

$$F_i = (F_0)_i + \left(\frac{\partial F}{\partial A}\right)_i \cdot dA + \left(\frac{\partial F}{\partial B}\right)_i \cdot dB + \left(\frac{\partial F}{\partial C}\right)_i \cdot dC + \left(\frac{\partial F}{\partial D}\right)_i \cdot dD$$

$$G = G_0 + \left(\frac{\partial G}{\partial A}\right) \cdot dA + \left(\frac{\partial G}{\partial B}\right) \cdot dB + \left(\frac{\partial G}{\partial C}\right) \cdot dC + \left(\frac{\partial G}{\partial D}\right) \cdot dD = G_0 + (2A) \cdot dA + (2B) \cdot dB + (2C) \cdot dC + 0 \cdot dD$$

整體平差模式如下：

$$\begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ \vdots \\ v_n \\ v_G \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \left(\frac{\partial F}{\partial A}\right)_1 & \left(\frac{\partial F}{\partial B}\right)_1 & \left(\frac{\partial F}{\partial C}\right)_1 & \left(\frac{\partial F}{\partial D}\right)_1 \\ \left(\frac{\partial F}{\partial A}\right)_2 & \left(\frac{\partial F}{\partial B}\right)_2 & \left(\frac{\partial F}{\partial C}\right)_2 & \left(\frac{\partial F}{\partial D}\right)_2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \left(\frac{\partial F}{\partial A}\right)_n & \left(\frac{\partial F}{\partial B}\right)_n & \left(\frac{\partial F}{\partial C}\right)_n & \left(\frac{\partial F}{\partial D}\right)_n \\ 2A & 2B & 2C & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} dA \\ dB \\ dC \\ dD \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} (F_0)_1 \\ (F_0)_2 \\ \vdots \\ (F_0)_n \\ G_0 \end{bmatrix}, \quad V = AX - L \quad (3)$$

採用帶有條件之間接觀測平差，或是將約制條件之觀測方程式的權設為 ∞ ，並以間接觀測平差方式解算即可。

上述方法為一嚴謹的解算法，以下則另列出一簡化的方法：

取平面公式 $E(A, B, C, D) = Ax + By + Cz + D = 0$ 為觀測函數，任一點 (x_i, y_i, z_i) 代入函數 E 可得觀測方程式 $v_i = Ax_i + By_i + Cz_i + D$ ，又根據(1)式得

$$s_i s_i = \frac{(Ax_i + By_i + Cz_i + D)^2}{A^2 + B^2 + C^2} = \frac{v_i v_i}{A^2 + B^2 + C^2} = \frac{v_i v_i}{K}, \quad K = A^2 + B^2 + C^2, \quad \sum_{i=1}^n s_i s_i = \sum_{i=1}^n \frac{v_i v_i}{K} \quad (4)$$

今將 $A^2 + B^2 + C^2$ 約制固定為一常數 k ($k > 0$) 並寫成 $H(A, B, C, D) = A^2 + B^2 + C^2 - k = 0$ ，

則根據(4)式得 $\sum_{i=1}^n s_i s_i = \sum_{i=1}^n \frac{v_i v_i}{k} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^n v_i v_i$ ，則當 $\sum_{i=1}^n v_i v_i$ 為最小時， $\sum_{i=1}^n s_i s_i$ 亦為最小（即符合最適平面之條件）。據此，可利用觀測函數 E 及約制條件函數 H 來建立平差模型，因函數 H 為非線性，故計算時同樣須先將 E 、 H 線性化，並以疊代方式漸進求解。平差模式以矩陣型式表示整理如下：

$$(E)_i = (E_0)_i + x_i \cdot dA + y_i \cdot dB + z_i \cdot dC + dD, \quad (E_0)_i = A_0 x_i + B_0 y_i + C_0 z_i + D_0$$

$$H = H_0 + 2A \cdot dA + 2B \cdot dB + 2C \cdot dC + 0 \cdot dD, \quad H_0 = A_0^2 + B_0^2 + C_0^2 - k$$

$$\begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ \vdots \\ v_n \\ v_H \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1 & y_1 & z_1 & 1 \\ x_2 & y_2 & z_2 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_n & y_n & z_n & 1 \\ 2A & 2B & 2C & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} dA \\ dB \\ dC \\ dD \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} (E_0)_1 \\ (E_0)_2 \\ \vdots \\ (E_0)_n \\ H_0 \end{bmatrix}, \quad P = \begin{bmatrix} 1 & & & \\ & 1 & & 0 \\ & & \ddots & \\ & & & 1 \\ & & & & \infty \end{bmatrix} \quad (5)$$

今取 k 值為 1，則 $\sum_{i=1}^n s_i s_i = \sum_{i=1}^n v_i v_i$ ，且解得之 (A, B, C) 為平面之單位法向量。

比較嚴謹及簡化兩方法，嚴謹方法採用點至平面的距離公式為觀測函數 $F(A, B, C, D) = \frac{|Ax + By + Cz + D|}{\sqrt{A^2 + B^2 + C^2}} = 0$ ，而簡化方法則採用平面公式為觀測

函數 $E(A, B, C, D) = Ax + By + Cz + D = 0$ ，兩種方法在相同的約制條件 $A^2 + B^2 + C^2 = 1$ （或常數 k ， $k > 0$ ）下疊代漸進時，未知參數 $[A \ B \ C \ D]$ 將會收斂於相同的值。

由於兩種方法均採用疊代的方式計算，未知參數必須給予初始值

方能計算，初始值之計算方法說明如下。

假設有一平面為 $ax+by+cz+d=0$ ， (a,b,c) 為單位法向量，則三者中至少有一個不為 0，以 $a \neq 0$ 為例，則必定存在一個非 0 之常數 k ，使得 $ka=1$ ，而該平面方程式可寫成 $x+By+Cz+D=0$ (其中 $B=kb$ ， $C=kc$ ， $D=kd$)，為求解此平面，今取 $Ax+By+Cz+D=0$ 為觀測函數，並以 $A=1$ 為約制條件，可建立平差模式如下：

$$\begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ \vdots \\ v_n \\ v_c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1 & y_1 & z_1 & 1 \\ x_2 & y_2 & z_2 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_n & y_n & z_n & 1 \\ 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A \\ B \\ C \\ D \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix}, \quad P = \begin{bmatrix} 1 & & & \\ & 1 & & 0 \\ & & \ddots & \\ & & & 1 \\ & & & & \infty \end{bmatrix}, \quad V = AX + L$$

如以 $B=1$ 為約制條件，則設計矩陣 A 之最後一列改成 $[0 \ 1 \ 0 \ 0]$ 。

如以 $C=1$ 為約制條件，則設計矩陣 A 之最後一列改成 $[0 \ 0 \ 1 \ 0]$ 。 (6)

此模式為線性，不需進行疊代計算，即可求出 $[A \ B \ C \ D]^T$ 。

(6) 式建立了一求解近似平面的平差模式，但因 (a,b,c) 三者何者不為 0 屬於未知，無法確定 A 、 B 、 C 何者為約制對象，以下提供一解決方法供參考。

首先，從點雲分佈中找出六個點（位置），這六點分別有最大的 x 坐標、最小 x 坐標、最大的 y 坐標、最小的 y 坐標、最大的 z 坐標、最小的 z 坐標值，假設此六點分別為 P_{xmax} 、 P_{xmin} 、 P_{ymax} 、 P_{ymin} 、 P_{zmax} 、 P_{zmin} ，比較 $\overline{P_{xmax}P_{xmin}}$ 、 $\overline{P_{ymax}P_{ymin}}$ 、 $\overline{P_{zmax}P_{zmin}}$ 三段距離，取距離為最大的兩

點（此六點可能會重複，因為同一個點可能同時有兩個以上的極值，但並不會影響最長距離兩點的選取），以此兩點形成空間中之一條直線，並從點雲中找出與該直線之垂距為最大者當作第三點，計算方式如下：假設 P_1 、 P_2 為上述形成直線的兩點， P_i 為點雲中之一點，

$\overline{P_1P_2} = (v_1, v_2, v_3)$ ， $\overline{P_1P_i} = (u_1, u_2, u_3)$ ， P_i 到 $\overline{P_1P_2}$ 直線之垂距公式為

$$d_i = \sqrt{(u_1^2 + u_2^2 + u_3^2) - \frac{(v_1u_1 + v_2u_2 + v_3u_3)^2}{v_1^2 + v_2^2 + v_3^2}} \quad , \quad \text{取 } d_i^2 \text{ 為最大者即可。}$$

利用此三點便可計算得一平面 $A_0x + B_0y + C_0z + D_0 = 0$ ，此平面其實已經可以作為初始平面，但為得到較佳的平面參數初始值，則仍以前述 (6) 式方式求解為佳，而此時要確定取 A 、 B 、 C 何者為約制，則可以比較 (A_0, B_0, C_0) 三者之絕對值，如 $|A_0|$ 最大，則取 $A=1$ 為約制，依此類推。

四、平面萃取

本研究採取類似區塊成長的概念來萃取平面，此方法是架構於前述經過組織化的三維網格 LiDAR 影像，首先於三維影像中找出平面的種子 (seed)，並由種子

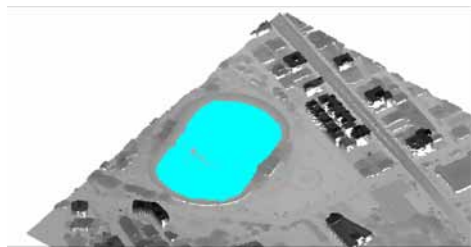
往外擴張成長，進而完成平面的萃取。研究中種子的選定乃是以一網格為中心，由中心漸次往外延伸（ $3 \times 3 \times 3$ 、 $5 \times 5 \times 5$ 、 $7 \times 7 \times 7 \dots$ 網格空間）取出鄰近網格內的點，直到取出的點數大於一定數量，計算該群點之最適平面，如該群點接近共平面，則涵蓋這些點位的網格便納入平面中作為平面的種子。在平面成長的過程中，對每一個被納入平面的網格依序均將做如下之處理：由網格漸次往外延伸取出鄰近已被納入平面的網格中的點達一定的數量後，計算得一局部平面，接著便是判斷網格附近尚未納入平面的網格，是否要新納入平面中，在此，提供兩種判斷原則，（一）取出新網格中全部的點，計算點與局部平面之垂直距離，如均小於所設定之閾值（Threshold），則將該網格新納入平面中。（二）以新網格為中心，取出其鄰近的網格內的點，計算出另一局部平面，並計算兩個局部平面的夾角，如小於一設定角度，則將該網格新納入平面中。以此方式直到處理完所有被納入平面中的網格即完成平面之成長。

在此方法中，要求以一網格為中心，往外搜尋鄰近的網格內的點達到一定數量，其搜尋範圍是由 $3 \times 3 \times 3$ 、 $5 \times 5 \times 5$ 、 $7 \times 7 \times 7 \dots$ 網格空間逐漸擴大，故即使網格間存在有空洞的網格，亦可以正確的搜尋出鄰近的網格，完成搜尋鄰近點位的工作，這對於雷射掃描因掃描角度不同而造成掃描密度不同，造成點位密度較稀疏的平面較不易被萃取出來的問題獲得改善。

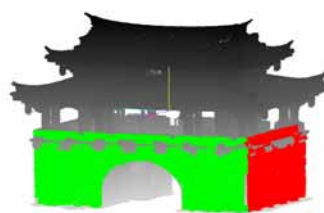
五、實驗成果

本實驗取實際的雷射掃描資料進行，實驗程式係以 C++ 程式語言撰寫，並於個人電腦中執行，實驗之主要目的，為了實作本文所提用八分樹結構的三維網格來組織點雲資料，並測試在組織化後的三維網格影像中，以本文所提之平面成長方式萃取平面特徵物是否可行。實驗中以人工給定位置，由該位置開始平面的成長，

【圖三】為範圍約 $500\text{M} \times 500\text{M}$ 大小之空載 LiDAR 影像，總點數約 51 萬點，今以 $1\text{M} \times 1\text{M} \times 1\text{M}$ 進行切割，所形成之三維網格影像大小約為 $500 \times 500 \times 60$ ，以八分樹結構記錄（不含原始點位資料）共使用約 7.8MB 記憶空間（如使用三維陣列則約需 60MB），於操場中心附近給定一位置開始平面成長，結果可成功的萃取出平面如【圖三】所示。【圖四】為一 $14\text{M} \times 11\text{M} \times 12\text{M}$ 大小之地面 LiDAR 影像（已經多測站之結合），總點數約 151 萬點，今以 $0.2\text{M} \times 0.2\text{M} \times 0.2\text{M}$ 進行切割，所形成之三維網格影像大小約為 $70 \times 55 \times 60$ ，以八分樹結構記錄（不含原始點位資料）共使用約 0.6MB 記憶空間（如使用三維陣列則約需 0.9MB），於建築物之兩面主牆上各給定一位置開始平面成長，結果可成功的萃取出兩平面如【圖四】所示。



【圖三】



【圖四】

【圖三】與【圖四】實驗範例分別是以較精細及較粗略的方式進行空間的切割，實驗成果顯示本文所提之以平面成長方式萃取平面特徵物確實可行。

六、結論與建議

本研究探討以八分樹三維網格結構組織光達點雲資料，其中配合三維索引機制，組織化後的光達點雲資料形成一三維網格影像，可進行各種分析處理，經由實作，此方式的確可有效率的組織管理點雲資料，其中，以八分樹結構來組織三維網格影像，兼具有快速存取及節省記憶空間之優點，而透過三維索引機制，則可使得分析處理程式之撰寫更為容易，本研究即是以此架構下，完成平面特徵物之萃取。綜合本研究，以下提出幾點建議：

- 1、不同大小的切割網格可形成不同精細程度的三維網格影像，以影像約化及影像金字塔的觀念切入，由粗略至精細的分析應用值得進一步探討。
- 2、本文中進行平面萃取時，是採網格為平面組成之最小單位，故網格之大小將影響所萃取平面（邊緣）之精細度，建議可採建議1中所提影像金字塔由粗至細的方式來改善，或是進一步研究直接以點為平面組成之最小單位的方式來處理。
- 3、本文以二維影像處理中常用的區塊成長法概念，應用至三維網格影像中之平面成長，而其他許多二維影像之分析處理概念，如NCC匹配、最小二乘匹配(LSM)等等，或可延伸應用於三維之中，有待進一步研究。
- 4、三維（軸）方向的切割可以給予不同的大小，如此可控制三個方向所希望分析的精細度，而切割的尺寸不能無限制的小，否則影像太大將造成後續分析處理耗時，建議根據掃瞄的平均密度來計算切割尺寸，最好不要小於點與點間的平均間距。
- 5、平面特徵物萃取之後續應用很多，重疊影像可利用許多不同方向的平面進行匹配，可以完成定位或共軛位置的尋找；單張影像中可利用兩平面交線得出線特徵物，或三平面交點得點特徵物，可發展量測系統。

七、參考文獻

- 賴志恆，雷射掃瞄點雲資料八分樹結構化之研究，國立成功大學測量及空間資訊學系碩士論文，2003。
- Maas, H. G. and Vosselman, G., 1999. Two Algorithms for Extracting Building Models from Raw Laser Altimetry Data, *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, vol. 54, pp. 153-163.