

應用三維雷射掃描於岩坡露頭位態之量測

洪子恩⁽¹⁾ 馮正一^{*(2)} 吳宗江⁽³⁾

摘要

本研究選擇兩個試驗場址進行 3D 雷射掃描實作，驗證以模糊群聚(Fuzzy Cluster)演算求取岩坡露頭表面位態之方法。與傳統之位態量測相比，此方法具有快速及遠距量測之優點，且可減除地質師攀爬岩坡之風險。本研究先使用 3D 雷射掃描儀進行露頭表面之掃描，取得其空間座標點雲(point clouds)，利用 FastRBF 函數(Fast Radial Basic Function)將點雲資料進行處理、補點、並轉換成一組三角網格，再以平面方程式計算各網格之單位法向量。最後，利用模糊群聚演算進行位態之群聚分類。本研究以不同之群聚數目($k=2\sim 7$)，進行網格位態之分類($2\sim 7$ 類)，在展示上則以不同顏色表示位態分類結果。

(**關鍵詞**：三維雷射掃描、露頭、模糊群聚、點雲、FastRBF 函數)

Application of 3D Laser Scanning for Measuring Attitudes of Rockslope Outcrops

Tzu-En Hung⁽¹⁾, Zheng-Yi Feng^{(2)}, Tsung-Chiang Wu⁽³⁾*

Graduate student⁽¹⁾⁽³⁾ and Associate Professor⁽²⁾, Department of Soil and Water Conservation,
National Chung Hsing University, Taichung 402, Taiwan, R.O.C.

ABSTRACT

This study selected two test sites for 3D laser scanning to verify the method of fuzzy clustering in obtaining attitudes of outcrops. Compared to traditional measurement of attitude, this method has advantages of rapid and remote measurement, and can remove the risk of climbing steep rockslope. This study firstly use 3D scanner to scan the surfaces of outcrops, and obtain spatial coordinates of point clouds. The Fast Radial Basic Function is then applied to interpolate and convert the point clouds into a set of triangular grids. Using the plane equation, the unit normal of each grid can be calculated. Finally, the fuzzy clustering algorithm is applied to classify the attitudes into groups. This

(1)國立中興大學水土保持學系碩士班研究生

(2)國立中興大學水土保持學系副教授 *通訊作者

(3)國立中興大學水土保持學系博士班研究生

study used different cluster numbers ($K=2\sim7$) to classify the attitudes into 2~7 groups, and used different colors to present the results of attitude classification.

(**Keywords:** 3D Laser Scanning, Outcrop, Fuzzy Cluster, Point Cloud, Fast Radial Basic Function.)

前言

近年來，臺灣山區每遭逢颱風豪雨常傳出土砂災害，嚴重威脅居民的生命財產安全，因此政府訂定法令對於山坡地開發作種種的限制及規範，內文載明對於山坡地開發前必須進行地質調查，包括：計畫區及其影響範圍內之土壤、岩石、地質構造、弱面（不連續面）及地質作用…等。其中弱面常為控制岩體強弱與穩定性之主要因子。弱面為岩體受外力或自然沉積過程中所形成。弱面依地層成岩固化前後發生之不同可分為原生弱面和次生弱面，前者如：層面、不整合面；後者如：斷層、節理、劈理、葉理…等。一般對於弱面位態之現地量測乃以地質羅盤儀直接於岩坡露頭表面量測，繪成立體投影圖後，再提供工程師研判。這個傳統的方法需接觸露頭表面方能測量，若露頭受地形阻隔或為具有潛在崩塌因素之危險邊坡，則量測較難進行，且具有較高的危險性。

岩石露頭表面雖然常凹凸不平，且常有好幾組弱面存在，雖然組距亦可能不同，但是小範圍內的弱面，大約可以歸納出幾組相近的位態，具有「群聚 clustering」之特性。本研究利用此特點，將計算所得的各網格位態，利用模糊群聚分析(Fuzzy cluster analysis)，尋找各「群聚」之幾何中心，並根據演算結果所得之群心值作為岩坡位態之代表值。

本研究選擇二處岩坡露頭場址進行 3D 掃描，擷取岩體露頭表面之空間座標，利用 Matlab FastRBF Toolbox(FarField Technology Ltd., 2004)將點雲進行補點和坡面三角網格重建，以各網格的平面方程式，計算各網格之位態。最後，利用 Fuzzy Cluster 演算法進行露頭之位態群聚分類，以不同顏色表示其分類結果。由研究結果發現，部分群聚之幾何中心(群心值) 隨著群聚數目增加，其變化量將會開始變小，該群心值類別之顏色可以反映真實位態的空間分佈，該群心值即可作為該場址位態之代表值。

文獻回顧

Siekfo, et al. (2005)利用3D雷射掃描儀對岩石邊坡弱面進行掃描，利用其精確、快速且無人為偏差之優點來取得「點雲」(Point Clouds)資料。以遠距方式作掃描，可直接對於因地形、地物阻隔而不易到達之地點作測量，並避免人為直接對於有風險邊坡測量所產生之危險。研究中亦作了一個假設即：「不連續面岩石露頭之面狀，實際上可視為岩體內部不連續面構造的一種外在呈現。」“Most surfaces in a discontinuous rock outcrop are actually formed by the internal discontinuity structure of the rock mass.”雖然此假設在實際狀況上並非完全正確，但岩體露頭表面若有弱面存在，我們可以量測其位態來推估岩體內部之不連續結構。

Feng, et al. (2000) 利用非反射式全測站

直接對岩體露頭表面作點位之量測，根據露頭之粗糙程度，量測露頭三到數十點座標值，依三點構成平面或線性迴歸方式求得平面方程式，再由三維空間幾何規則推求岩層位態，藉以取代傳統地質羅盤對岩層位態之量測。發現除了遠距量測之優點外，如利用三維空間幾何推求弱面位態，可避免傳統地質羅盤遇到較小傾角(小於20°)之弱面走向時，可能會造成之較大誤差。

Hammah and Curran (1998)利用模糊群聚演算法對節理組進行自動辨識之研究，位態即為所欲辨識之分類目標物(Object)。他們使用單位法向量間的正弦值來代表位態間的「差異值」(Difference value)。為了計算不同位態間的差異值，需將網格式態轉換成單位法向量(如公式 2)。單位法向量計算後將座落於半徑為 1 的球體表面上，以其作為方位矩陣(Orientation matrix)。對於方位矩陣，Hammah and Curran (1998) 為了使「群心法向量」計算更為合理，提出改良式方位矩陣(Modified orientation matrix)的建議，可調整每一單位法向量的權重。本研究亦採用此「改良式方位矩陣」的概念來針對位態資料進行分析，故在下一節將有進一步的介紹。

理論與方法

3-1 改良式方位矩陣 (Modified Orientation Matrix)

Hammah and Curran (1999)將各位態轉成在球體上(半徑為 1)之單位法向量，再將此單位法向量與「群聚」之群心法向量計算其

正弦值，作為此兩向量間之差異值(如公式 1)。其幾何關係如圖 1 所示， O 點為球心， \overline{OA} 與 \overline{OB} 分別為球面上之單位法向量， $\overline{OA} = \overline{X}_j$ 為任一網格式態之單位法向量， $\overline{OB} = \overline{V}_i$ 即為「群心法向量」。若兩向量之夾角為 θ ，

$$\overline{AC} = \cos \theta = \overline{X}_j \cdot \overline{V}_i, \text{ 則 } \overline{AC} = \sin \theta = \sqrt{1 - (\overline{X}_j \cdot \overline{V}_i)^2},$$

而本研究用來表示兩法向量之「差異值」即為 \overline{AC}^2 。

本研究先計算「改良式方位矩陣」， $[S^*]$ ，(如公式 3)，再計算此矩陣之特徵值及特徵向量，以最大特徵值所對應之特徵向量作為迭代計算之新群心法向量。例如 $[S^*]$ 特徵值為 $(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4, \dots)$ ，其相對應之特徵向量為 $(\xi_1, \xi_2, \xi_3, \xi_4, \dots)$ ，則特徵值最大值 λ_1 所對應之特徵向量 ξ_1 ，即為新一次迭代之新群心法向量。

改良式方位矩陣為 Hammah and Curran(1998)，對「方位矩陣」(如公式 4) 改良而來。「改良式方位矩陣」(公式 3)中之各元素將乘以相對應之「歸屬度」， u_{ij} ，依照歸屬度之大小來調整各單位法向量之權重 (u_{ij} 之計算詳見「3-2 模糊 Fuzzy c-mean 方法」一節，公式 7)。此乃因為一般分群結果若在球表面呈橢圓形分佈，使用公式 4 計算將使新群心法向量落於橢圓中心點。若分群結果中法向量在橢圓形中呈現不均勻分佈，則利用公式 4 所計算新群心值將不合理，故使用公式 3 改良式方位矩陣對此種情況將有改善。

$$d^2(\overline{X}_j, \overline{V}_i) = 1 - (\overline{X}_j \cdot \overline{V}_i)^2 \quad (1)$$

其中: \bar{X}_j : 單位法向量 $\bar{X}_j \equiv (x_j, y_j, z_j)$,

x_j, y_j, z_j 為 \bar{X}_j 之分量。

\bar{V}_i : 各群聚之群心法向量 $\bar{V}_i \equiv (x_i, y_i, z_i)$,

$d^2(\bar{X}_j, \bar{V}_i)$: \bar{X}_j 與 \bar{V}_i 間之差異值。

$$\begin{aligned} x_j &= \cos(Dip) \sin(DD) \\ y_j &= \cos(Dip) \sin(DD) \\ z_j &= \sin(Dip) \end{aligned} \quad (2)$$

其中:

Dip : 傾角,

DD : 傾向。

$$[S^*] = \begin{bmatrix} \sum_{j=1}^N (u_{ij})^m x_j x_j & \sum_{j=1}^N (u_{ij})^m x_j y_j & \sum_{j=1}^N (u_{ij})^m x_j z_j \\ \sum_{j=1}^N (u_{ij})^m x_j y_j & \sum_{j=1}^N (u_{ij})^m y_j y_j & \sum_{j=1}^N (u_{ij})^m y_j z_j \\ \sum_{j=1}^N (u_{ij})^m x_j z_j & \sum_{j=1}^N (u_{ij})^m y_j z_j & \sum_{j=1}^N (u_{ij})^m z_j z_j \end{bmatrix}$$

(3)

其中:

$[S^*]$: 改良式方位矩陣 (Modified Orientation Matrix, Hammah and Curran, 1998.)

u_{ij} : 單位法向量對各群集之歸屬度,

$$0 \leq u_{ij} \leq 1,$$

m : 模糊度。 u_{ij} 與 m 之計算與說明見「3-2 模糊(Fuzzy) c-mean方法」一節。

$$[S] = \begin{bmatrix} \sum_{j=1}^N x_j x_j & \sum_{j=1}^N x_j y_j & \sum_{j=1}^N x_j z_j \\ \sum_{j=1}^N x_j y_j & \sum_{j=1}^N y_j y_j & \sum_{j=1}^N y_j z_j \\ \sum_{j=1}^N x_j z_j & \sum_{j=1}^N y_j z_j & \sum_{j=1}^N z_j z_j \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中:

$[S]$: 方位矩陣(Orientation Matrix)

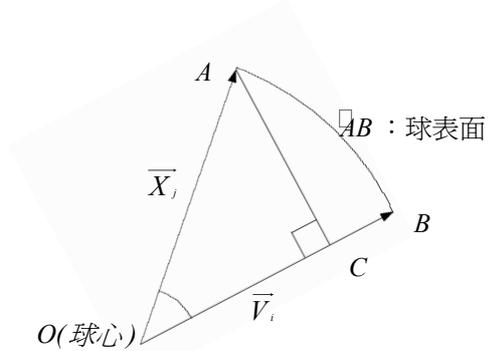


圖 1. 「差異值」之幾何關係 (即

$$1 - (\bar{X}_j \bar{V}_i)^2 = \sin^2 \theta = \overline{AC^2})$$

Figure 1 . Geometrical relationship of “difference value”.

3-2 模糊(Fuzzy) c-mean 方法

本研究採用 Fuzzy c-mean 演算法(Bezdek, 1981)進行位態分類之分析, 求取「目標函數」, J_m , 如公式 5。其主要目的為將一組 N 個目標法向量($X_1, X_2, X_3, \dots, X_n$)分為 K 群, 利用初步假設的「群心法向量」, \bar{V}_i , 經由反覆迭代來降低各法向量與各群心法向量之總差異值, 以得到最終的群心法向量及相對應的「歸屬度矩陣」。最終的群心法向量為各群聚在單位球表面之幾何中心。

歸屬度矩陣中之數值代表各單位法向量對各「群心法向量」之歸屬程度, 為一 $K \times N$ 矩陣, 每一欄代表每一單位法向量對於 K 個「群心法向量」之歸屬程度。歸屬度矩陣 $[U]$ (如公式 6), 其代表一個 $K=4$ (4 個群心法向量) 與 N 個單法向量之歸屬度。歸屬度值為

0~1 之數值，且每一欄歸屬度之值總和為 1，(如公式 6)中 $u_{11} + u_{21} + u_{31} + u_{41} = 1$ 。歸屬度值愈大則代表該法向量愈接近該「群心法向量」。

$$J_m(U, \bar{V}) = \sum_{j=1}^N \sum_{i=1}^K (u_{ij})^m d^2(\bar{X}_j, \bar{V}_i) \quad (5)$$

其中：

$$2 \leq K \leq N,$$

$$[U] = \begin{bmatrix} u_{11} & u_{12} & u_{13} & \cdots & u_{1N} \\ u_{21} & u_{22} & u_{23} & \cdots & u_{2N} \\ u_{31} & u_{32} & u_{33} & \cdots & u_{3N} \\ u_{41} & u_{42} & u_{43} & \cdots & u_{4N} \end{bmatrix} \quad (6)$$

u_{ij} ：法向量對各群心法向量之歸屬度，其計算式如公式(7)所示：

$$u_{ij} = \frac{\left(\frac{1}{d^2(\bar{X}_j, \bar{V}_i)} \right)^{1/(m-1)}}{\sum_{k=1}^K \left(\frac{1}{d^2(\bar{X}_j, \bar{V}_k)} \right)^{1/(m-1)}} \quad (7)$$

公式(5)與(7)中， m 值之作用為調整歸屬度矩陣之模糊度，其為大於 1 的值。該值大於 1 愈多，代表歸屬度愈「模糊」。所謂「模糊」為歸屬度矩陣中，各法向量對於各「群心法向量」之歸屬度差異變小，即無法從歸屬度矩陣中判別各法向量屬於那一「群心法向量」。本研究採取文獻(Hammah and Curran, 1998; Gath and Geva, 1989)所使用之值 $m=2$ ，利用反覆迭代運算，尋找最終群心法向量及相對應歸屬度矩陣。迭代是否收斂則以兩次

歸屬度矩陣之各元素相差值，取絕對值後與容忍值(tolerance)比較，以判斷迭代是否滿足。即所有元素之差值小於所設定之容忍值即完成計算，本研究採用之容忍值為 0.0001。其主要計算流程如下所示：

- (1) 決定群聚數 K ，即假設 K 個群心法向量。本研究以隨機方式於 N 個單位法向量中任取 K 個法向量作為初始群心法向量。
- (2) 計算每一單位法向量到各群心法向量之差異值，計算式如公式(1)所示。
- (3) 利用每一單位法向量到各群心法向量之差異值計算歸屬度矩陣，計算式如公式(7)所示。
- (4) 計算所得之歸屬度矩陣代入改良式方位矩陣 $[S^*]$ (如公式 3)計算新的群心法向量，以新的群心法向量重複步驟(1)~(4)。
- (5) 比較容忍值與兩次歸屬度矩陣之各元素相差值之絕對值，決定是否迭代終止。本研究採用之容忍值 $\varepsilon = 0.0001$ 。其關係式如公式(8)(Hammah and Curran 1998) 所示：

$$\max_{ij} \left[|u_{ij} - u'_{ij}| \right] < \varepsilon \quad (8)$$

其中：

- u_{ij} ：第一次歸屬度矩陣
- u'_{ij} ：第二次歸屬度矩陣

3-3 研究流程

本研究作業流程可分為外業掃描、資料處理及資料分析三大部分。由外業掃描取得

岩坡露頭表面之空間資訊後，經由資料處理，包括座標轉換、資料內插與網格化、位態計算等處理。最後分別利用群聚演算法進行「群心法向量」分析，並將分類結果以不同顏色標示於網格上以代表不同的位態。其主要作業流程圖(如圖 2)所示。

研究材料與資料處理、分析

4-1 三維掃描儀器

本研究所使用之 3D 掃描儀器為法國 Mensi GS 100 Laser Scanner，其掃描原理為計算雷射波運行時間法(Time-of-flight)，藉由雷射光發射擊中物體反射至儀器接收器後，以運行時間與運行速度之關係計算其運行距離。在獲得儀器中心與物體之距離觀測量後，由已知之測站座標、方位角、天頂角等數據，推求掃描點雲之座標值。此儀器有效掃描距離可達 100 公尺，掃描距離 100 公尺精度可達 6mm；掃描距離 50 公尺，精度可達 3mm。掃描範圍水平角度 360°，垂直視角 60°(仰角俯角各 30°)。

4-2 試驗區位概述

本研究共有二處試驗區位，試驗區位一位於南投縣仁愛鄉惠蓀林場實驗林內道路旁之岩石邊坡(E252792, N2665016)。根據經濟部中央地質調查所網站 - 地質整合資料查詢系統，試驗區位一之岩層屬達見砂岩(如圖 3a)，為中至粗粒厚層塊狀之石英變質砂岩夾雜少許礫岩、板岩與綠色岩所構成，表面因岩體中之鐵氧化產生紅褐色斑狀特徵。試驗區位二位於台中縣新社鄉中和國小後方之產

業道路旁(E231781, N2670785)。試驗區位二之岩層屬福隆園層(如圖 3b)，以細粒厚塊狀砂岩及砂頁岩互層為主，局部含厚層頁岩。厚層塊狀砂岩層厚約 1~8 公尺，新鮮者呈淺灰色，風化後呈淺黃色或紅棕色。砂頁岩互層中的砂岩厚度一般為 5 至 65 公分，頁岩厚約 10 至 40 公分，頁岩內富含雲母及碳質碎片。局部頁岩中含紅棕色的鐵石結核及小型貝類化石。薄層及厚層砂岩內常可見圓丘狀交錯層理及波浪波痕，局部砂岩呈現旋捲構造(中央地質調查所網站，2007)。

4-3 外業掃描

利用 3D 雷射掃描儀對於岩體露頭進行邊坡資訊擷取，以雷射掃描儀先對四個控制點位進行掃描後，再對岩體露頭進行邊坡資訊擷取，所得到資料為露頭之座標值、雷射反射強度及點雲之顏色 RGB 值(Red、Green、Blue 值)。其所需要時間視實際外業測量之需求而定，單一測站對於單一露頭之掃描約 30 分鐘內可完成，並視掃描範圍及掃描密度而定。本研究場址一與場址二之掃描點雲圖如圖 6 所示。

4-4 資料處理

資料處理是將外業掃描所得之點雲資料，轉換至可供分析之網格資料，其處理流程包括：點雲座標轉換、資料內插及網格化。

(1) 座標轉換

由於外業掃描取得露頭表面之座標值為以測站為原點之區域座標系統，而本研究目的為推求岩坡露頭之位態，其中露頭之走

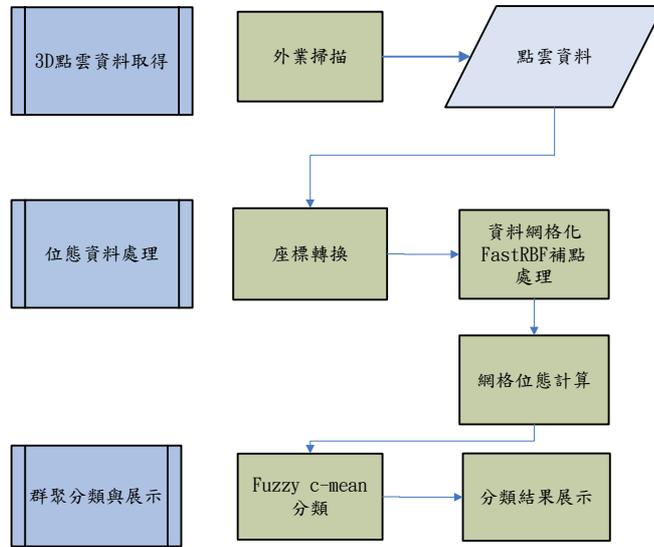


圖 2. 研究流程圖

Figure 2. Flow chart of this study

向與方向有關。為了有利於後續之位態辨識，需將掃描儀所定義之區域座標軸轉至具有方向性之新座標軸。

本研究採用之新座標軸為以北方為正 y 軸，東方為正 x 軸，上方為正 z 軸之座標系統，係以掃描儀掃描四個掃描控制點所得之座標，並利用羅盤儀量測各控制點連線之方向角來推求新座標。所以岩坡露頭點雲之區域座標需要經過旋轉與平移才能轉換至新座標，其座標轉換矩陣如公式(9)所示：

$$\begin{bmatrix} a & b & c \\ d & e & f \\ g & h & i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} Rx \\ Ry \\ Rz \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} \quad (9)$$

(旋轉矩陣) (舊座標)(平移矩陣)(新座標)

(2) 資料內插與網格化

經由座標轉換之點雲資料，以 Matlab

FastRBF Toolbox 進行資料內插及網格化，其中 RBF(Radial Basis Function)，能將一組三維點資料以一組數學函數作代表。藉此對於因視角而無法掃描到之岩石邊坡或因植生覆蓋而被刪除所產生之不均勻散佈點雲作內插及坡面重建。FastRBF Toolbox 以 RBF 函數為基礎，透過指定精度來求取快速 RBF 函數，簡化原本求取 RBF 所需之龐大計算量，其 RBF 函數(如公式 10)所示：

$$s(x) = p(x) + \sum_{i=1}^N \lambda_i \Phi(x - x_i) \quad (10)$$

其中：

- $s(x)$ ：半徑式函數(Radial Basis Function)，
- $p(x)$ ：低階多項式，為一次或二次多項式，
- λ_i ：RBF 係數，
- Φ ：基本函數，

x_i : RBF 所需之中心點雲。

因 FastRBF 涉及複雜的函數計算，故本研究將不予詳細介紹，讀者如有需求，請詳見參考文獻(FarField Technology Ltd., 2004)。

4-5 網格式態計算與群聚分類、展示

將補點與重建後之網格式態，計算各網格式態。由已知各三角網格式態之座標計算各網格式態之平面方程式，利用平面方程式之法向量進行網格式態計算，再將網格式態以轉換至球面上之單位法向量(如公式 1、2 及圖 1 所提及之



圖 3(a). 試驗場址一
Figure 3(a). Test Site 1



圖 3(b) . 試驗場址二
Figure 3(b) . Test Site 2

處理)，以進行群聚分析，並以不同顏色展示群聚分類結果，此節包括網格位態計算、群聚分析及展示之結果。

(1)網格位態計算

弱面之位態可以傾角與傾向來表示。傾角為弱面與水平面之交角，傾向(Dip Direction, DD)是描述弱面傾斜的方向，其角度範圍介於 $0\sim 360^\circ$ 之間，與走向(strike)相差 90° 。傾角、傾向與走向之定義與關係如圖 4 所示。點雲資料經由內插及網格化後，會產生出一組新的點雲資料及一組網格矩陣來代表該網格。此網格矩陣為 $3\times N$ 之矩陣，記錄了點雲資料內構成每個網格之點雲編號，整個網格將包含 N 個三角網格。利用三點構成平面之特性，計算每一三角網格之平面方程式，如(11)式所示， A 、 B 、 C 分別代表 X 、 Y 、 Z 之

係數及常數項 D ：

$$AX + BY + CZ + D = 0 \quad (11)$$

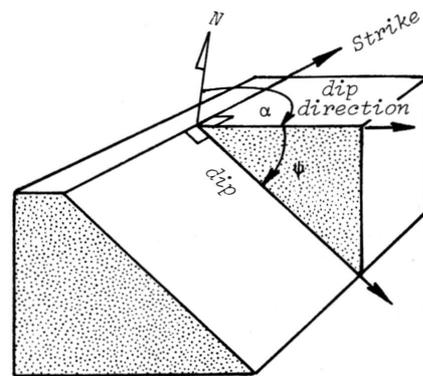


圖 4 . 傾角與傾向之定義
(Hoek and Bray, 1981)

Figure 4 . Definition of Dip and Dip Direction
(Hoek and Bray, 1981)

① 計算傾角(Dip)

傾角為弱面與水平面之交角，角度範圍介於 0~90°，故取三角網格平面方程式之法向量(A, B, C)與 X-Y 平面之法向量(0, 0, 1)之交角，其計算式(如公式 12)所示：

$$Dip = \cos^{-1} \left(\left| \frac{C}{\sqrt{A^2 + B^2 + C^2}} \right| \right) \quad (12)$$

② 計算傾向(Dip Direction)

本研究傾向之計算係依照圖 5 弱面空間幾何關係來進行。假設平面 P 為一弱面，直線 L 為該弱面與水平面之交線，向量 n' 為平面 P 之法向量 n 之水平投影向量。根據走向及傾角方向之定義，θ 為該弱面之走向，φ 為該弱面之傾向。計算傾向時，若直接計算三角網格法線之水平投影向量(A, B, 0)與 y 軸向量(0,1,0)之夾角作為弱面之傾向，將發生錯誤(Feng, 2001)，因該兩向量之內積所得之餘弦值(cos κ)，取反三角函數(cos⁻¹ κ)後，其值介於 0~180°，而傾角方向之範圍介於 0~360°。故必須以判別式計算真正的傾向方向，即利用法向量 n 與 y、z 軸之餘弦值來判斷網格方程式之法向量指向那一卦限。如圖 5 所示，α、γ 分別為法向量 n 與 x 軸、z 軸之交角。以圖 5 弱面之法向量為例，若計算所得之法向量與向量 n 大小相等方向相同，該計算所得法向量則指向第四卦限(x>0, y<0, z>0)，其 cos(α)>0、cos(γ)>0，則 DD=cos⁻¹(κ)；若計算所得之法向量與向量 n 大小相等方向相反，該計算所得法向量則指向第六卦限(x<0, y>0, z<0)，其 cos(α)<0、cos(γ)<0，則 DD=180°-cos⁻¹(κ)。其相關計算式及判別式如

公式 13)~15 式所示。

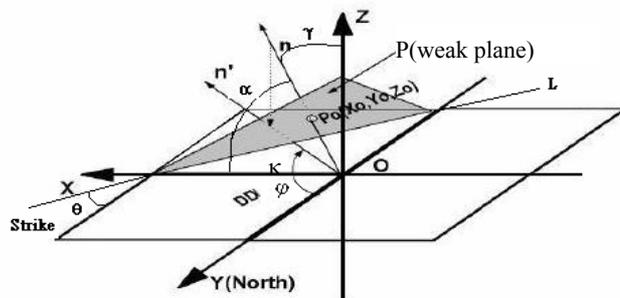


圖 5 . 弱面空間幾何關係(修改自 Feng, 2001)

Figure 5 . Geometrical relation of weak plane (Modified from Feng, 2001)

$$\cos(\kappa) = \frac{B}{\sqrt{A^2 + B^2}} \quad (13)$$

$$\cos(\alpha) = \frac{A}{\sqrt{A^2 + B^2 + C^2}} \quad (14)$$

$$\cos(\gamma) = \frac{C}{\sqrt{A^2 + B^2 + C^2}}$$

$$DD = \cos^{-1}(\kappa), \text{ if } \cos \alpha \geq 0 \text{ and } \cos \gamma > 0$$

$$DD = 180^\circ + \cos^{-1}(\kappa), \text{ if } \cos \alpha > 0 \text{ and } \cos \gamma \leq 0$$

$$DD = 360^\circ - \cos^{-1}(\kappa), \text{ if } \cos \alpha < 0 \text{ and } \cos \gamma \geq 0$$

$$DD = 180^\circ - \cos^{-1}(\kappa), \text{ if } \cos \alpha \leq 0 \text{ and } \cos \gamma < 0 \quad (15)$$

(2) 群聚分類分析

將網格中所有三角網格之位態(Dip 及 DD) 計算完成後，再這些位態轉換至球體上之單位法向量。如圖 7 所示，依第三節所述之改良式方位矩陣與 Fuzzy c-mean cluster 演算法，迭代演算得到最終群心法向量及相對應之歸屬度矩陣。將最終群心法向量依據判

別式轉換成位態(如公式 16)。本研究以群聚數 $K=2\sim 7$ 分別進行位態分類演算，將位態分為 $2\sim 7$ 類。

$$\begin{aligned}Dip &= \sin^{-1}(z_j) \\DD &= \sin^{-1}(x_j) \quad \text{if } x_j > 0 \text{ and } y_j > 0 \\DD &= 360^\circ - \sin^{-1}(x_j) \quad \text{if } x_j < 0 \text{ and } y_j > 0 \\DD &= 180^\circ + \sin^{-1}(-x_j) \quad \text{if } x_j < 0 \text{ and } y_j < 0 \\DD &= 180^\circ - \sin^{-1}(x_j) \quad \text{if } x_j > 0 \text{ and } y_j < 0\end{aligned}\tag{16}$$

檢視群聚分類分析後所得之歸屬度矩陣中，判斷每一單位法向量對於各群心法向量之歸屬度。判斷的方法為撰寫程式來檢視歸屬度矩陣，挑出每一欄之最大歸屬值，記錄其列數以對應其相對應之群心法向量。如此，即可對所有三角網格作分類，指定其歸屬至那一個位態分類。

(3) 分類成果展示

根據分類結果，以修改構成各網格點雲之 RGB 值，以達到以不同顏色展示之目的。

本研究將群聚數 $K=2\sim 7$ 之分類成果，以不同顏色展示，如圖 8、圖 9 所示。相同顏色之網格代表其網格對於該群心法向量具有較大的歸屬度，所對應之「群心位態」見圖例之標示。

分類結果與討論

5-1 分類結果探討

試驗場址一之位態空間分佈，如圖 8(a)~(f)所示，該場址主要由三組弱面構成，如圖 3(a)。場址一之「群心位態」隨著群聚數 K 之變化情況，整理於如表 1。由表 1 所示，「弱面 1」之群心位態隨著群聚數 K 增加至 3 後，其群心位態之變化量變小。「弱面 2」之群心位態隨著群聚數 K 增加至 5 後，其群心位態之變化量變小。「弱面 3」為 K 增加至 4 後，其群心位態之變化量變小，且裸露面積最小之弱面 2 亦在群聚數 $K=5$ 以後，亦能辨識出該弱面。故以場址一而言，網格位態分類結果以群聚數 $K=5$ 較佳。

試驗場址二之位態空間分佈圖，如圖 9(a)~(f)所示，該場址主要由二組弱面所組成，如圖 3(b)。場址二之「群心位態」隨著群聚數 K 之變化情況，整理於表 2。由表 2 所示，「弱面 1」與「弱面 2」之傾向很接近，傾角相差約 25° 。兩組弱面皆在群聚數 $K=5$ 以後其群心位態之變化量變小，且兩組群心位態在 $K=5$ 後才能辨識出「弱面 1」與「弱面 2」之差別。故以場址二而言，網格位態分類結果亦以群聚數 $K=5$ 較佳。

以上結果顯示，本研究計算之群心位態，最後均能出現變化量變小之結果，即群心位態隨著群聚數增加其值變動不大。且能將位態接近之不同弱面加以辨識。

5-2 群心位態與現地實測位態比較

將兩試驗場址群聚數 $K=2\sim 7$ 之群心位態值與現地實測位態作比較(如表 1、2)，發

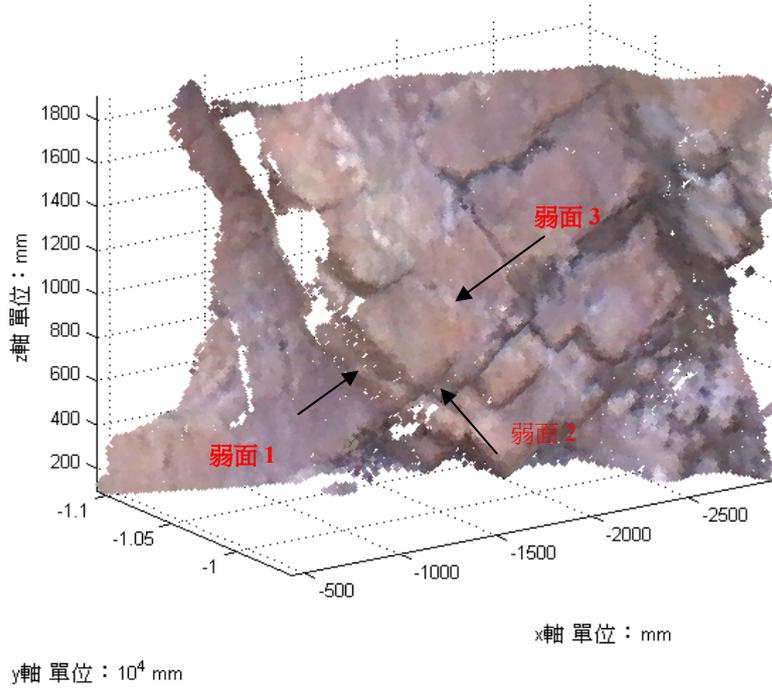


圖 6(a) . 試驗場址一點雲分佈圖
Figure 6(a) . Point clouds of Test Site 1

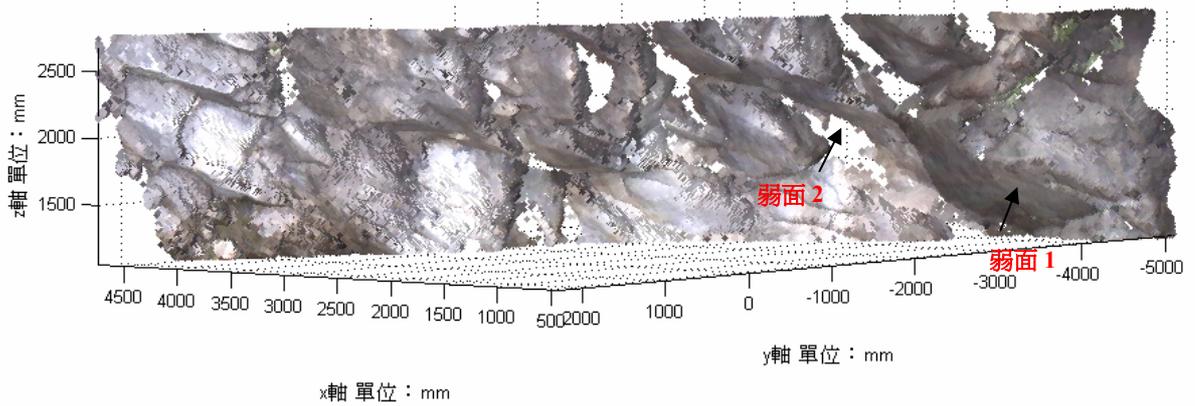


圖 6(b) . 試驗場址二點雲分佈圖(單位: mm)
Figure 6 (b) . Point clouds of Test Site 2

現地量測位態與群心位態約有 0~10°之誤差，但群心位態值仍可反應現地弱面位態之趨勢。

5-3 群心位態值誤差之探討

以群聚數 $K=5$ 為例，如圖 7(a)所示，圖上之點為試驗場址一中，每一網格法向量座落於半球體表面之情形，每一種顏色代表同一群聚。若將圖形轉至 $X-Y$ 平面後，如圖 7(b)所示，圖中之黑點為各單位法向量之幾何中

心，即為群心法向量。從圖中可發現，除了各群聚之群心法向量附近有較為密集之法向量外，尚有其因雜點構成網格位態所形成之單位法向量，此為造成本研究誤差之來源。

另一誤差原因為：現地量測位態所取樣之位態為單一弱面(僅有一個數據)，且人為量測也會造成誤差，所以該位態量測結果，並無法完全代表現地數組位態接近弱面之平均位態。

表 1. 試驗場址 1 實際位態與群心位態表
Table 1. Actual and cluster center attitudes of site 1

| | 弱面一(Dip/DD) | 弱面二(Dip/DD) | 弱面三(Dip/DD) |
|-------|--------------|--------------|--------------|
| 現地實測值 | 70.0°/264.0° | 39.0°/140.0° | 90.0°/29.0° |
| K=2 | 75.8°/244.3° | 75.8°/244.3° | 76.9°/23.44° |
| K=3 | 65.5°/256.6° | 88.4°/113.6° | 88.4°/113.6° |
| K=4 | 63.5°/259.0° | 84.9°/196.0° | 80.6°/34.0° |
| K=5 | 63.3°/261.0° | 46.0°/149.2° | 78.2°/28.5° |
| K=6 | 62.0°/262.0° | 45.1°/148.8° | 85.4°/32.2° |
| K=7 | 72.0°/252.9° | 45.1°/148.6° | 80.3°/25.7° |

表 2. 試驗場址 2 實際位態與群心位態表
Table 2. Actual and cluster center attitudes of site 2

| | 弱面一(Dip/DD) | 弱面二(Dip/DD) |
|-------|--------------|--------------|
| 現地實測值 | 36.0°/160.0° | 58.0°/162.0° |
| K=2 | 48.2°/147.3° | 48.2°/147.3° |
| K=3 | 41.0°/154.2° | 41.0°/154.2° |
| K=4 | 37.4°/158.2° | 37.4°/158.2° |
| K=5 | 29.1°/159.0° | 53.7°/153.7° |
| K=6 | 28.2°/160.9° | 53.1°/156.1° |
| K=7 | 27.7°/162.2° | 52.5°/157.7° |

結論

本研究選擇兩個試驗場址以 3D 雷射掃描儀進行露頭表面之掃描，取得其空間座標點雲，利用 FastRBF 函數轉換成一組三角網格，再計算各網格之單位法向量。最後，利用模糊群聚演算進行位態之群聚分類。取群聚數目($K=2\sim 7$)，將分類所得之群心位態以不同顏色表示。

本研究所選之兩個場址，在群聚數 $K=5$ 之下皆有不錯之分類成果，即使是面積較小之弱面，亦可被辨識，如試驗場址一之弱面 2。但是其最終群心與現實量測位態仍有誤差存在，但其群心位態亦尚能代表現地之位態情形。此誤差多為雜點所造成，可進一步研究改良。

本研究發現所計算之群心位態，均能隨著群聚數 K 增加後，最後辨識出位態，如場址一之弱面 1。且能將位態接近之不同弱面加以辨識，如場址二之弱面 1 及 2。

與傳統之位態量測相比，此方法具有快速及遠距量測之優點，且可減除地質師攀爬岩坡之風險

群聚數 K 之大小可能影響分類結果之好壞，後續研究可利用最大似然法(Maximum likelihood estimation)作驗證(Hammah and Curran, 1998)。對於增加位態辨識之準確度、誤差的降低，建議可從網格之大小及雜點濾除進行研究。

誌謝

本文承國科會 NSC94-2622-E-005-022 及力弘科技份股份有限公司之支持，致使本研究得以順利完成，作者在此表達謝意。

參考文獻

1. Bezdek, J. C. (1981) Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms. Plenum, New York,
2. Feng, Q., Sjögren, P., Stephansson, O., Jing, L. (2001) Measuring fracture orientation at exposed rock faces by using a non-reflector total station. Engineering Geology, Vol 59 pp. 133-146
3. FarField Technology Ltd. (2004) FastRBF Toolbox User manual.
4. Gath, I. and Geva, A. B. (1989) Unsupervised optimal fuzzy clustering. IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., 11(7), 773-781
5. Hammah, R. E. and Curran, J. H., (1998) Fuzzy cluster algorithm for the automatic identification of joints sets. Int. J. Rock. Mech. Min. Sci. Vol. 7 pp. 889-905
6. Hammah, R. E. and Curran, J. H. (1999) On distance measures for the Fuzzy K-means algorithm for joint data. Rock Mec. And Rock Eng. Vol. 32(1), pp. 1-27

7. Siekfo S., Robert H., Bart van K., Keith T., John K. (2005) A method for automated discontinuity analysis of rock slope with 3D laser scanning. TRB Annual Meeting

<http://datawarehouse.moeacgs.gov.tw/geo/index/GISSearch/MSDefault.htm>

參看日期 2007. 5. 4

8. Hoek, E. and Bray, J.W. (1981) Rock Slope Engineering, Revised 3rd edition, The Institution of Mining and Metallurgy, London.

96 年 7 月 16 日 收稿

96 年 9 月 22 日 修改

96 年 9 月 28 日 接受

9. 中央地質調查所

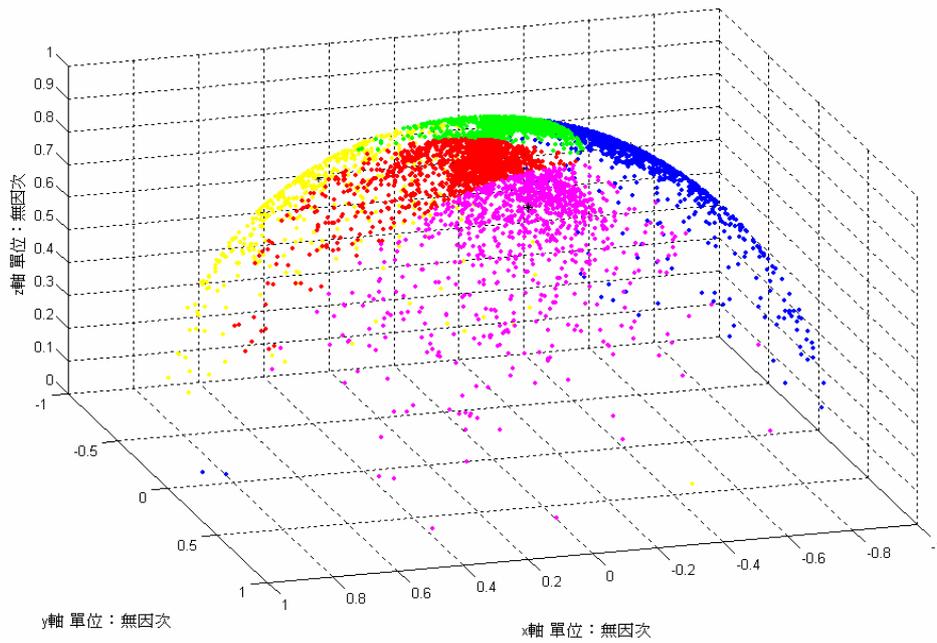


圖 7(a). 單位法向量於半球體表面上之散佈圖, $K=5$

Figure 7 (a). Distribution of the unit normal vectors on the semi-sphere, $K=5$

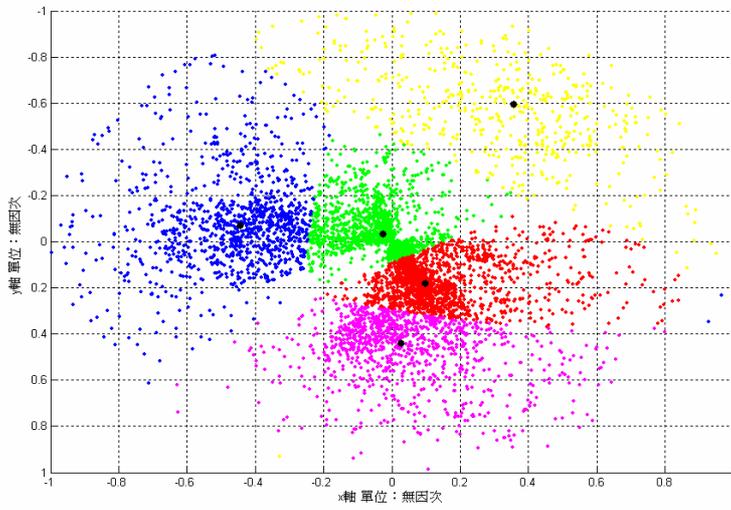
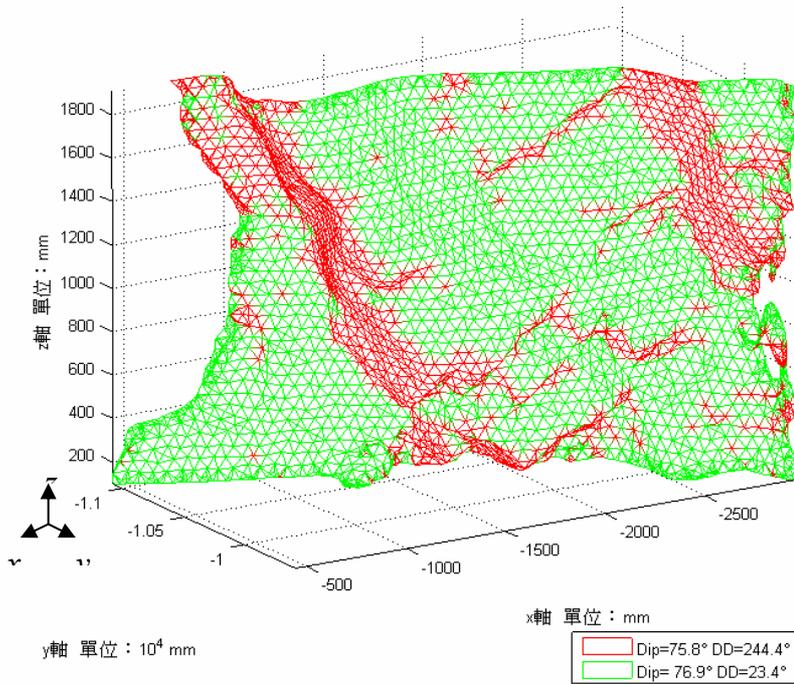
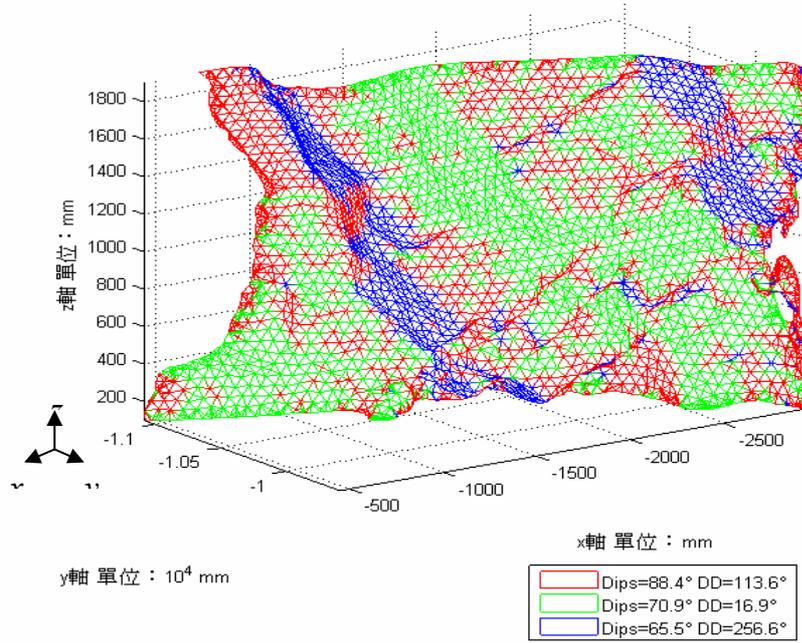


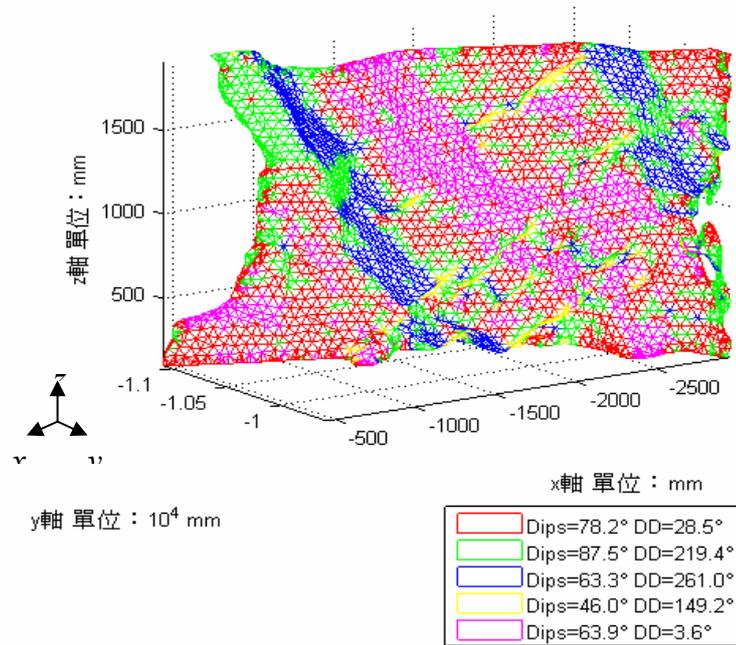
圖 7(b). 單位法向量於 X-Y 平面之散佈圖, $K=5$ (各黑點為群心法向量)
 Figure 7 (b). Distribution of the unit normal vectors on X-Y plane, $K=5$



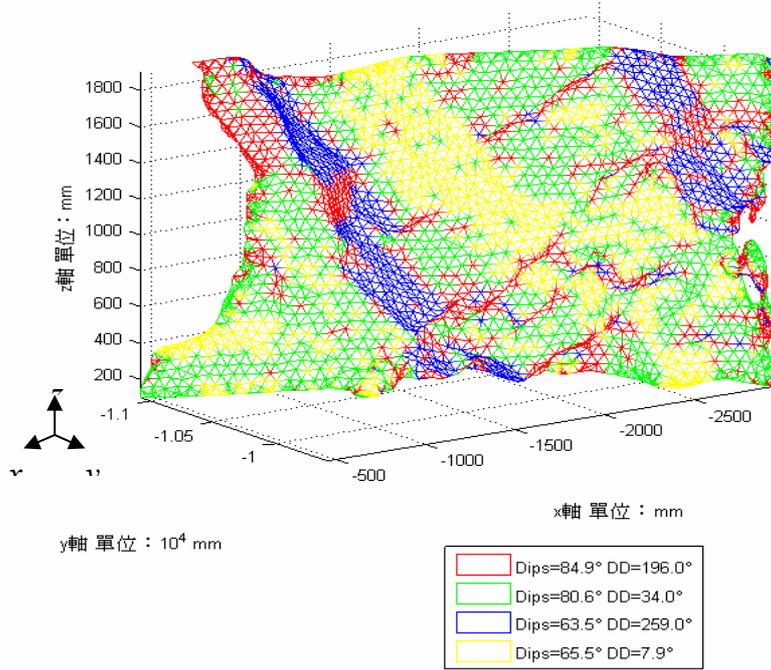
(a)



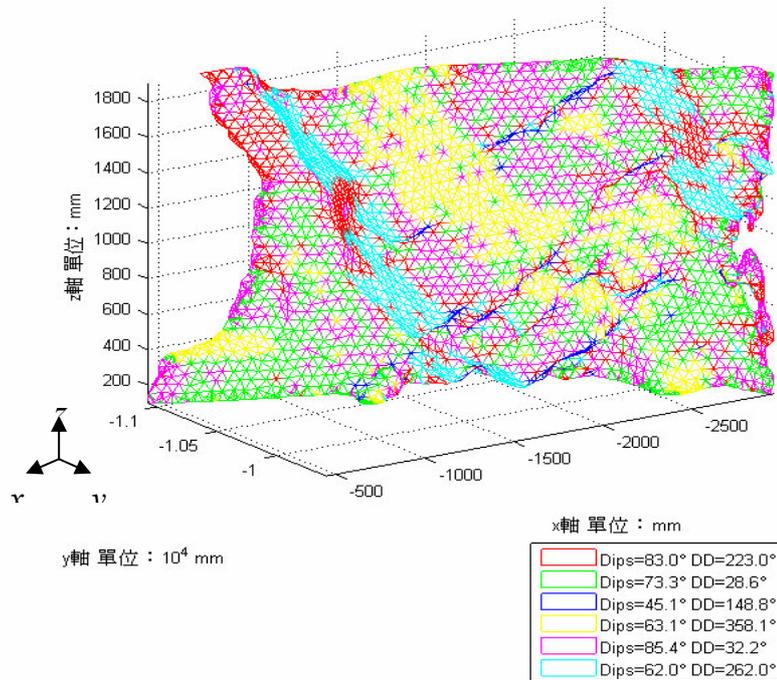
(B)



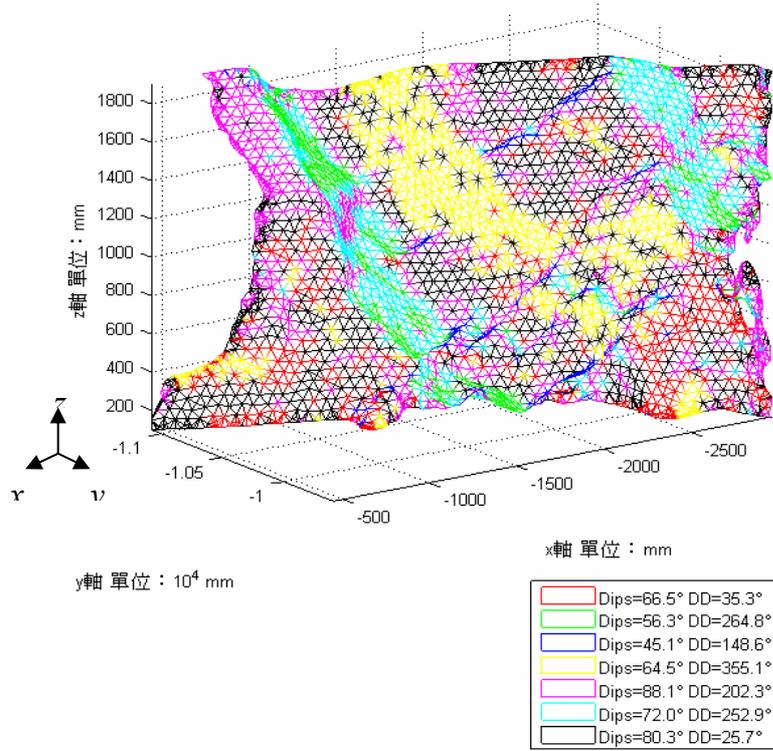
(c)



(D)



(e)



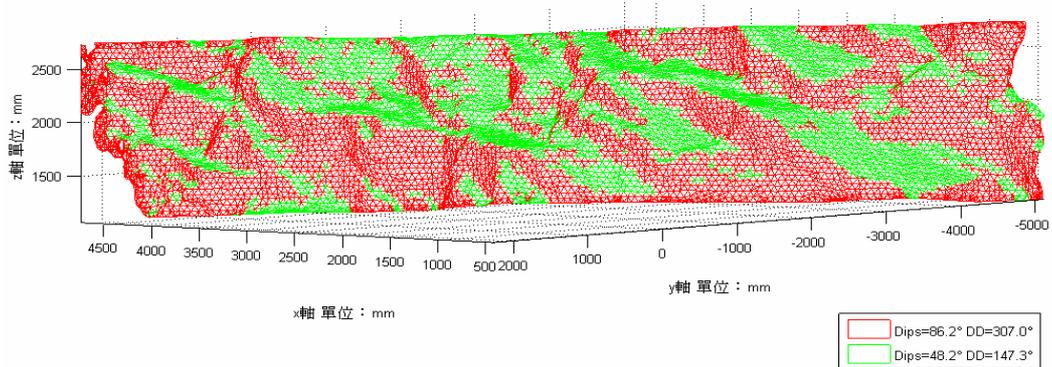
(f)

圖 8. 試驗場址一，在不同群聚數情況下之弱面位態空間分佈圖

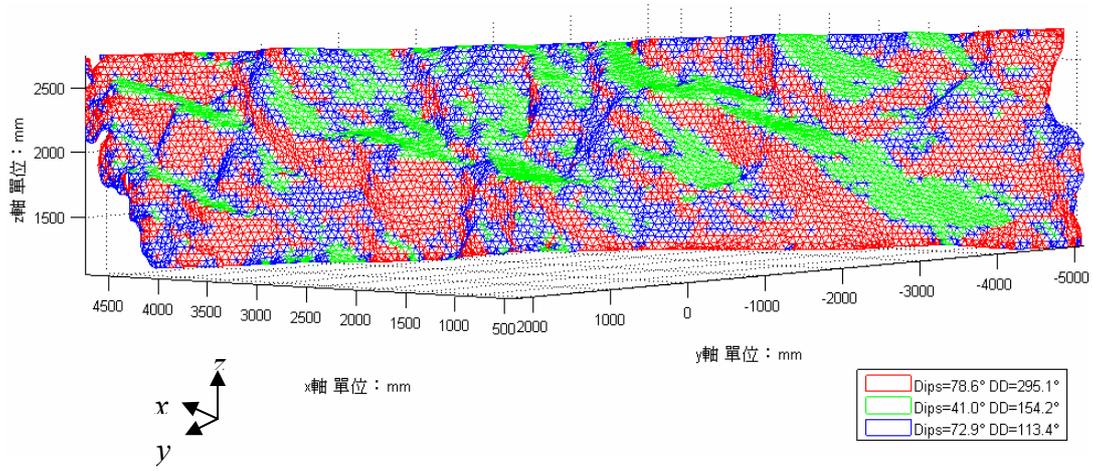
(a)K=2 (b)K=3 (c)K=4 (d)K=5 (e)K=6 (f)K=7

Figure 8. The spatial distribution of weak plane attitudes for various cluster values at Test Site 1

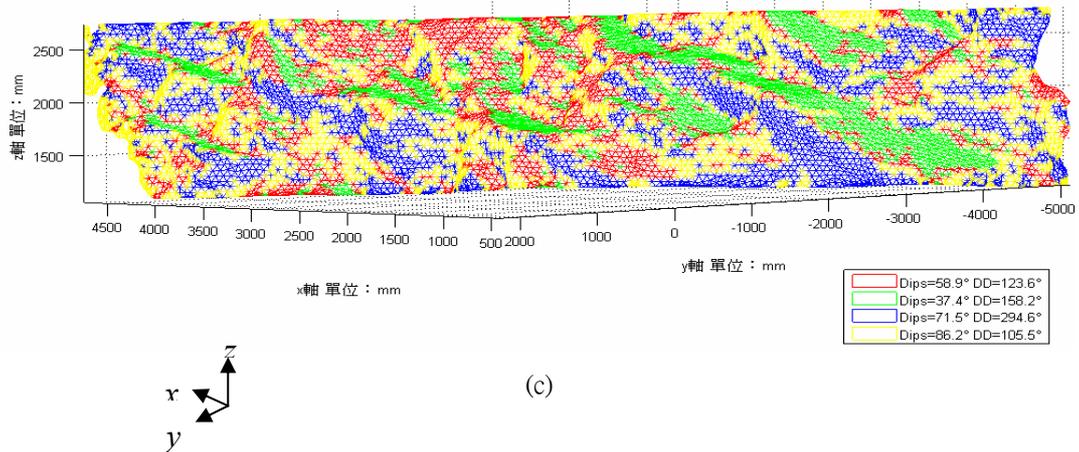
(a)K=2 (b)K=3 (c)K=4 (d)K=5 (e)K=6 (f)K=7



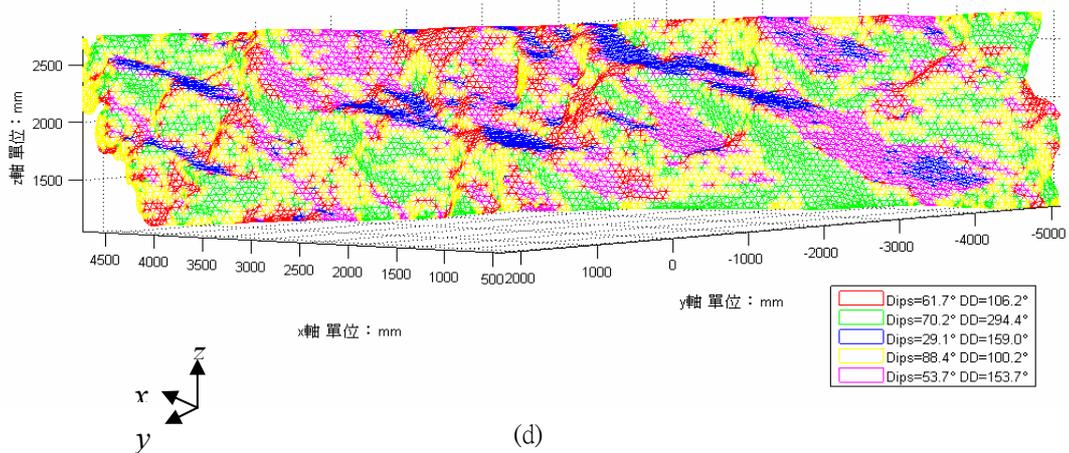
(a)



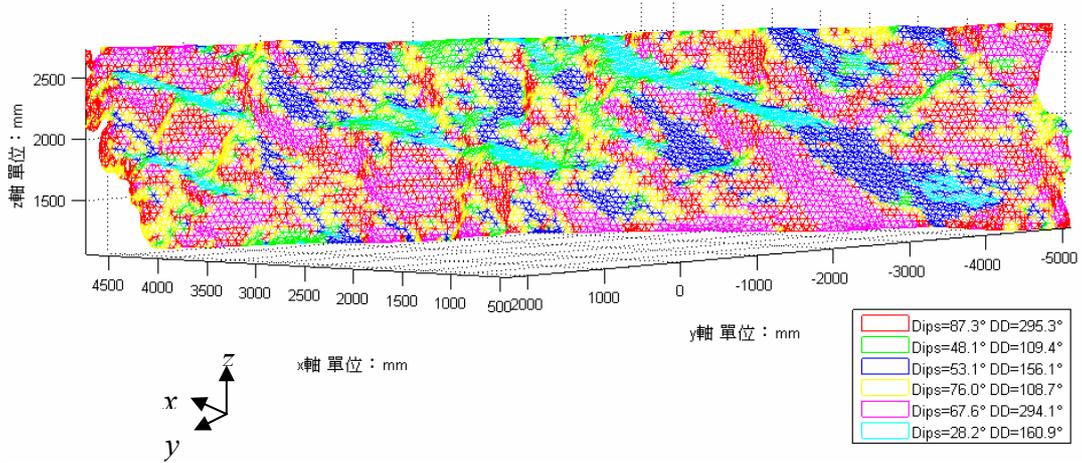
(b)



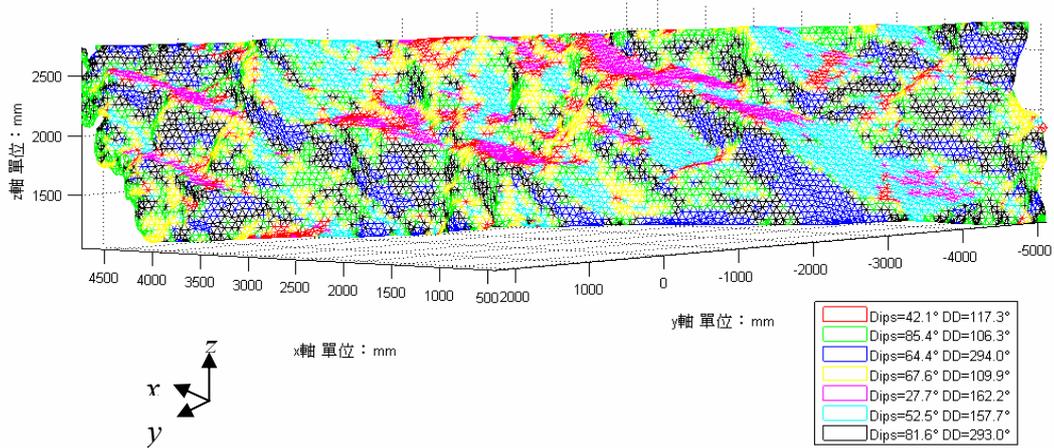
(c)



(d)



(e)



(f)

圖 9. 試驗場址二，在不同群聚數情況下之弱面位態空間分佈圖

(a)K=2 (b)K=3 (c)K=4 (d)K=5 (e)K=6 (f)K=7

Figure 9. The spatial distribution of weak plane attitudes for various cluster values at Test Site 2

(a)K=2 (b)K=3 (c)K=4 (d)K=5 (e)K=6 (f)K=7