

行政院國家科學委專題研究計畫成果報告

高光譜影像分析及應用之研究

—影像分類與光譜分離技術研究

The Study on Spectral Mapper and Spectral Unmixing

計畫編號：NSC89-2211-E-009-042

執行期間：88 年 8 月至 89 年 7 月

主持人：史天元 教授 國立交通大學土木工程學系

一、中文摘要

如何增加類別分離度、降低資料維度及選擇一個較適合的分類方式為分類成果良窳之重要因素。本研究採用低通濾波(Low Pass Filter)及主軸轉換(Principle Component Analysis, PCA)和 MNF(Minimum Noise Fraction)轉換欲獲得最佳之頻譜組合，並使用最短距離，最大似然及光譜角映射(Spectral Angle Mapping, SAM)等分類法來分析比較其對分類結果之影響。根據實驗的成果發現，以原始影像進行低通濾波可有效提升分類精度，但必須以波段數足夠為前提。因此若能配合 MNF 轉換或主軸轉換，則可使用較少之波段數即可得到較高之分類精度成果，就最後分類精度而言，MNF 轉換優於主軸轉換。而分類法方面，高斯最大似然分類法明顯優於最短距離分類法及光譜角映射分類法。

關鍵詞：高光譜影像、MNF 轉換

ABSTRACT

The accuracy of classification can be improved by increasing the seperability between classes, reducing the dimensionality of data, and choosing an effective classification scheme. Low pass filter, Principal Component Analysis and Minimum Noise Fraction Transformation are studied together with different classification schemes such as

the maximum likelihood, Spectral Angle Mapping (SAM) and others. It is found that MNF is more effective than PCA and maximum likelihood is better than SAM.

KEYWORDS: Hyperspectral images, MNF transform

二、研究方法與成果

2.1 前言

高光譜影像的特性主要為其光譜解析度高於傳統多光譜影像，每個波段之波譜範圍較為狹窄，波段數量多且為連續(contiguous)，所得之資料量也較大，因此高光譜影像所包含的光譜資訊理應比傳統多光譜影像為多。

高光譜影像與多光譜影像之應用理念大致相同，由於高光譜影像接收較多之波段，即其光譜解析度高於一般多光譜影像。可以預期的是相鄰波段間之光譜資料的相關性將比多光譜為高，為了提高實際應用效率上的需要，如何將高光譜資料做一個有效的前處理、波段的選擇及影像雜訊之去除實為高光譜影像分類是否能成功的關鍵所在，本研究即以此為方向來進行研究。

2.2 高光譜影像分析

2.2.1. 高光譜影像之表示法

在遙測領域，習慣對於地表物體由影像空間、光譜空間及特徵空間三個不同的空間來描述其特性。其中影像空間為提供人以視覺方式來理解地表物體之光譜反應值 (Spectral Response) 差異，如以紅綠藍 (RGB) 三種顏色來表示影像三個波段之影像灰度值。經由此影像，可以大約瞭解影像的內涵及地物之空間分佈狀態，亦可以做為資料後續處理，如測試樣本選取時的重要判斷參考依據之一。此外，由於高光譜影像之波段數比多光譜影像為多，故單單只使用上述之影像表示法很難完整表達高光譜影像之特性或內涵。影像立方體或是連續動態播放各波段之動畫來表示高光譜影像則可提供另一種表示方法。

2.2.2 分離度

在遙測影像分類的過程中，為了對類別之間的光譜關係進行初步的分析，計算類別之間的分離度 (Separability) 成為一種重要的參考指標。假若一地類於一波段中之光譜反應為常態分佈，即光譜反應存在變異情形，則可將其光譜反應視為一「帶寬」，則兩種地類之光譜帶寬之間常存在著重覆區域。在統計分析中，用來表示兩群聚 (類別) 之分布差異情況的指標，稱之為分離度。不同地類之光譜反應差異度決定了影像分類的難易程度，分離度分析可以應用於測試樣本選取完後對所選的類別及使用到的波段，預估分類結果是否可以達到要求。分離度指標反應類別間能否明顯分別或是不易區別，因此分離度指標

可以做為改善分類方法的依據之一。

2.3 高光譜影像分類法

一般而言使用 ISODATA 或 K-means 之非監督式分類法所得之分類影像成果精度並不理想，故本研究選用監督式分類法來做為高光譜影像分類之方法。由已知類別的地類光譜資訊來對影像做分類的方法稱為監督式分類。監督式分類的準則為，經由測試樣本選取後得到各類別之光譜圖樣 (signature)，再以逐像元的方式，分別求取各像元之光譜向量與已知類別之光譜圖樣間的分離度距離，距離愈小者，則將此像元歸類於該類別。監督式分類的優點在於其分類精度一般而言高於非監督式分類結果，且對於分類成果之類別亦較容易掌握。目前常用之監督式分類方法有以下幾種：最短距離法 (Minimum Distance Classifier, MDC)、高斯最大似然法 (Gaussian Maximum Likelihood Classifier, MLC) 及光譜角映射分類法 (Spectral Angle Mapping, SAM) 等等，以上三種方法亦為本研究所選用之分類方法。此外尚有平行六面體分類法 (Parallelepiped)、Mahalanobis 距離分類法，泛析監督分類 (Fuzzy Supervised Classification)、二元編碼 (Binary Encoding) 等，也都是屬於監督式分類的方法，以下就前三項常用之監督式分類方法之基本數學公式分述如下：

最短距離分類法：

$$D_k = \|x - \mu_k\| = \left[(x - \mu_k)^T \cdot (x - \mu_k) \right]^{1/2}$$

最大似然分類法：

$$P_c(x_i) = (2\pi)^{-N/2} |\Sigma_c|^{-1/2} \exp \left[-\frac{1}{2} (x_i - \mu_c)^T \Sigma_c^{-1} (x_i - \mu_c) \right]$$

光譜角映射分類法：

$$ANG = \cos^{-1} \left(\frac{\tilde{x}^T \tilde{x}_i}{\|\tilde{x}\| \|\tilde{x}_i\|} \right)$$

其中 \tilde{x} 為已知類別之平均光譜向量， x 為未知像元之光譜值，由上述公式所求得之距離值來判別像元之類別歸屬。

2.4 光譜轉換

光譜轉換為一種影像處理的方法，目的將原始影像的資料空間，轉換至另一個資料空間，以改善原始資料對資訊(Information)的表現方法，使資料更有助於後續影像判釋及增加處理上方便。此外，亦可應用於影像壓縮之前處理。於高光譜遙測影像中，許多波段間的資訊大多為高相關，例如：可能於視覺上或是數值上的相似，因此如何於多波段之遙測影像中將影像資料訊息部份正確有效且不重覆的擷取出來，使後續之影像判釋或分類過程更有效率，成為遙測資料預處理的重要課題之一。影像轉換後影像空間灰值一般稱為係數光譜值，或簡稱係數(Coefficient)。在遙測影像分析上的最常用到的資料轉換方法為有波段比(Band Ratio)、主軸分析(Principal Component Analysis)、標準化植生指標(Normalized Differential Vegetation Index, NDVI)及傅立葉頻譜轉換(Fourier Spectral Transform)，二元編碼(Binary Encoding, BE)等等，而MNF轉換(Minimum Noise Fraction Transformation)為以主軸轉換為基礎並於轉換時加入雜訊模式(Noise Model)之轉換。以下分別就主軸轉換及MNF轉換述於下：

2.4.1 主軸轉換分析

主軸分析(Principal Component Analysis)為一線性轉換(式 1)，目的在將多個波段之資料轉換、旋轉到一個新的座標系統，並加大資料間的變異性。也就是經由主軸轉換，可以將原始資料轉換成數個「獨立不相關」的主成分[Richards, 1993](圖 4-1)。此種轉換技巧能有效的集中並強化影像資料內涵，分離資料的雜訊部份，以及降低資料量的維度(Dimensionality)，和去除影像之多餘的光譜資訊。

主軸分析為將原始影像 X 經過一線性轉換，並得到一個主軸影像 Y 。

$$Y = W_{PC} \cdot X \quad (1)$$

轉換後影像 Y ，其協變方矩陣如下(式 2)：

$$C_Y = W_{PC} C W_{PC}^T \quad (2)$$

上式中之 C 為原影像 X 之協變方矩陣(Covariance Matrix)，而令 C_Y 為：

$$C_Y = \begin{bmatrix} \lambda_1 & \Lambda & 0 \\ M & & M \\ 0 & \Lambda & \lambda_K \end{bmatrix} \quad (3)$$

λ_i 為特徵方程(Characteristic Equation) $|C - \lambda I| = 0$ 之特徵值， C 為原影像之協變方矩陣， I 為對角單位矩陣， λ 為 C 之特徵值或稱潛根(Latent Roots)，且特徵值 λ 並非唯一。主軸轉換有以下的特色：每一個特徵值與主軸轉換後之主軸影像(PC image)沿新座標軸之變方相同，且所有特徵值之總合必須等於原影像中所有波段之變方的總合，如此即可保留住資料之全部的變方(variance)相當於保留住原資料之所有原始內涵。因 C_Y 為一對角線矩陣，故主軸影像波段與波段間為非相關，且一般習慣用變方值之大小以降冪方式排列主軸影像，即對角線元素 $\lambda_1 > \lambda_2 > \lambda_3 > \dots > \lambda_K$ ，則 PC_1 此幅影

像包含了最大變方，而 PC_k 此幅則為包含最小變方之影像。如此，經過主軸轉換之後，移除了所有原始影像中高維度資料之間的相關，並以一種模擬的壓縮方式(用變方大小排序主軸影像)，將原影像中變異量大的部分集中，經由選取主軸影像中變異量大之波段(波段排序較前者)，即可以較少之波段數來包含原影像中之大部份訊號內涵，達到降低資料維度的目的。利用主軸分析來移除波段間相關性，是多光譜或高光譜影像常用來降低影像維度達到影像特徵萃取的方法。主軸轉換後之影像協變方矩陣為對角線矩陣，其波段間互不相關，如此一來於應用時能減少重覆的光譜資訊。此外於轉換時以變方大小排序，故於主軸影像前面數個波段即可包含原影像中之大部份的資訊，在進行影像分類或資料壓縮時即可以較少之波段維數來進行。其主軸影像(PC image)的品質時常不與其排序成正比。

2.4.2 MNF 轉換

MNF 轉換 (Minimum Noise Fraction Transformation)[Green et al., 1988]，最主要的目的在於分離原遙測影像中之雜訊及訊號，以簡化後續處理之計算量。MNF 轉換主要的概念為來自主軸分析(PCA)，於主軸轉換中其找尋轉換軸之依據在於最大化變方，而 MNF 以最大化訊雜比(Signal-to-Noise Ratio, SNR)取代之。如同 4-1 節所說，當影像在做完主軸轉換後，其主軸影像(PC image)的品質時常不與其排序成正比，而 MNF 轉換之目的即在改善此種狀況，若將訊雜比視為是對影像品質評估的一個指標，那麼若轉換時以訊雜比之值來對影像做排序，則 MNF 轉換最後的結果即呈現一個以影像品質為排序依歸之光譜資料

轉換模式。

MNF 轉換在於將多維影像依影像品質排序，達到特徵萃取的目的，故必須對影像中雜訊的部份有所定義。首先定義一個影像之「雜訊量比例」為 $Var\{N_i(x)\}/Var\{Z_i(x)\}$ ，其中 $N_i(x)$ 為第 i 個波段中第 x 個像元中之雜訊量， $Z_i(x)$ 則為該像元之光譜反應值(DNs)。如有一個 p 個波段之影像，則：

$$Z_i(x), \quad i=1, \Lambda, p, \quad x \text{ 為影像}$$

之二元編碼座標值，假設影像中像元之灰度值為：

$$Z(x) = S(x) + N(x)$$

其中 $S(x)$ 及 $N(x)$ 為 $Z(x)$ 之兩不相關的訊號及雜訊兩分量(components)，則影像之協變方矩陣可以視為是訊號協變方矩陣及雜訊協變方矩陣之和(式 4)：

$$Cov\{Z(x)\} = \Sigma = \Sigma_s + \Sigma_N \quad (4)$$

由上述定義的第 i 個波段之「雜訊量比例」 $Var\{N_i(x)\}/Var\{Z_i(x)\}$ ，令 MNF 轉換採線性轉換模式(式 5)進行。

$$Y_i(x) = a_i^T Z(x), \quad i=1, \Lambda, p \quad (5)$$

其中 a_i 為 $\Sigma_N \Sigma^{-1}$ 之特徵向量，且 \sim_i 為 a_i 之特徵值也就是 $Y_i(x)$ 中的「雜訊量比例」。根據 MNF 轉換假定 $\sim_1 \leq \sim_2 \leq \sim_3 \leq \dots \leq \sim_p$ ，則其結果為 MNF 轉換後影像之各分量會隨影像品質穩定的隨波段之增加而降低，即越前面之分量的影像品質越好。

由上述之條件可以得知，如要進行 MNF 轉換計算，必須要知道 Σ 及 Σ_N ，其中 Σ 為 Z 之協變方矩陣， Σ_N 則為影像雜訊之協變方矩陣， Σ_N 必須採估計方法求得。在 MNF 轉換中， Σ_N

之估計方式採用 MAF 模式 (Minimum/maximum autocorrelation factors Model)[Switzer & Green, 1984]。MAF 雜訊協變方矩陣預估模式為假定於遙測影像中，訊號像元(Signal Pixels)不管位於影像之何處，其與相鄰之像元應為高相關；反之，雜訊像元(Noise Pixels)之空間相關性低，如此針對遙測影像中常產生之雜訊如：隨機雜訊(Salt-and-pepper Noise)或是條紋狀雜訊(Striping Noise)都適合此模式。根據上述之基本雜訊預估假設，可以將 MAF 雜訊預估視為是利用相鄰影像灰度值差之協變方矩陣，推算得到雜訊之協變方矩陣，即 Σ_N 。

因影像像元中之 $S(x)$ 與 $N(x)$ 為相互不相關，假設相鄰像元之訊號及雜訊協變方矩陣分別為：

相鄰像元訊號協變方矩陣：

$$Cov\{S(x), S(x+\Delta)\} = b_\Delta \Sigma_s$$

相鄰像元雜訊協變方矩陣：

$$Cov\{N(x), N(x+\Delta)\} = c_\Delta \Sigma_N$$

其中 b_Δ 與 c_Δ 為常數，當相鄰影像中訊號為高相關則 $Cov\{S(x), S(x+\Delta)\}$ 與 Σ_s 近似，即 $b_\Delta \approx 1$ 。 $Cov\{N(x), N(x+\Delta)\}$ 則趨近於 0，即 $c_\Delta \approx 0$ 。那麼 $\Sigma_\Delta \Sigma^{-1}$ 之特徵向量與 $\Sigma_N \Sigma^{-1}$ 就有一定程度之近似。其間的關係如 (式 6)， λ_i 為 $\Sigma_\Delta \Sigma^{-1}$ 之特徵向量：

$$\tilde{\lambda}_i = \frac{\lambda_i/2 - (1 - b_\Delta)}{b_\Delta - c_\Delta} \quad (6)$$

則當 $b_\Delta \approx 1$ 且 $c_\Delta \approx 0$ 時， $\lambda_i/2$ 可視為 $Var\{Y_i(x)\}$ 中雜訊之近似預估值。則可以得到如(式 7)， $1 - \lambda_i/2$ 為第 i 個 MNF 影像之相鄰像元之相關係數。

$$1 - \lambda_i/2 = corr\{Y_i(x), Y_i(x+\Delta)\} \quad (7)$$

2.5 研究方法及成果

本研究使用之數據分別包含有一

幅 224 個波段之加拿大寒帶沼澤地區之 AVIRIS 高光譜影像以及一幅包含該區域之森林覆蓋分類圖做為精度評估之地真資料使用。

2.5.1 分類方法及流程

本研究使用 AVIRIS 影像，來對寒帶沼地做分類其分類的流程如下，共分為雜訊波段去除、地類光譜取樣、資料前處理、分類、評估等程序。

2.5.2 分類成果

分類方式分別採用最短距離、光譜角映射及最大似然分類方法來進行分類，配合森林覆蓋圖資料，由原影像上取得各地類之光譜反應曲線後再進行監督式分類，使用不同維度時對分類成果整體精度之影響，其結果如附圖 1 所示，可以發現使用最大似然分類方法之分類成果，隨維度增加時，整體分類精度隨之增加，而最短距離法則於維度增至 10 之後其整體分類精度約提升到 40% 後就不再提升。光譜角映射法之分類成果與維度之增加並無明顯之關係，可能原因為選取之維度並非隨波段(或指波長)依序增加，此種維度增加方式容易加大角度量值計算之變異，使其最終之分類精度不佳。

原始高光譜影像經過 MNF 及主軸轉換後，使用「最大似然分類法」進行分類，在使用不同之維度後所得之分類成果如圖二，可以發現原影像再經過 MNF 轉換後所得之分類成果精度於不同之維度下，大致都比使用主軸轉換後之影像來得好。

將原始影像經過 3×3 之低通濾波後，分析使用不同之維度與分類成果之精度間之關係，可以發現如圖 3 中，影像經 3×3 之平滑化低通濾波後之整

體精度平均約高於原始影像分類精度 5~15%，當維度大於 50 時，其間之差異趨於固定。

而原始影像經低通濾波後，再經 MNF 或主軸轉換，經實驗結果圖 4 中，使用最大似然分類法，可以得到影像經低通濾波(LPF)可以使影像之整體分類精度提高約 5~10%，當維度增加時，其兩者之差異變小。可以很明顯看出使用主軸影像之分類精度除了維度為 5 時略高於 MNF 外，其餘使用 MNF 影像來做分類都高於使用主軸影像分類之精度。由此曲線可以看的出來使用 MNF 影像之分類精度隨維度之增加平緩增加，而 PCA 之雖然亦隨著使用維度增加而增加，但其曲線於維度低時之跳動較大，可能之原因為低維度時主軸影像之影像品質排序較 MNF 影像不佳之故。圖五為 Kappa 值與維度之關係。

三、結論與建議

本研究針對高光譜影像，進行影像之光譜分析及分類，使用原始影像以及經過轉換後的影像來進行分類及光譜分析。由於高光譜影像的資料量相對於傳統 SPOT、Landsat 等多光譜資源衛星為大，資料維度及內涵都相對較多，因此如何有效的對影像做資料的預處理成為了分類是否成功的重要關鍵。

(一)、高光譜影像經主軸轉換與 MNF 轉換後，波段間之相關性明顯下降，影像之資訊亦明顯集中於前幾個波段，但主軸影像的品質並不與其排序成正比，而 MNF 轉換之目的即在改善此種狀況，使其影像品質隨波段數之增加來排序(波段愈前面者，影像品質愈好)，故使用 MNF 影像來分類對於分類精度之掌握度較高，經實驗結果不管維度多或少，MNF 轉換後之分類成果都比主軸轉換好。

(二)、影像經平滑濾波處理後，精度可以明顯提高，而影像經過平滑濾波後再經 MNF 轉換其結果明顯比沒有經過平滑濾波處理之結果為好。

(三)、由於 AVIRIS 高光譜影像之空間解析度為 20 米，可以預期像元之光譜反應值為混合像元之結果，因此在影像地類光譜選取時，即使經過像元的純度測試，除了少數幾類(含水之沼地、水體等)外，其餘類地類之光譜的變異量都相當的大，因此若使用只考量光譜間距離，而不考慮變異量的分類法，如最短距離分類法或光譜角映射分類法，其分類的成果並不理想。而若以高斯最大似然法來進行影像分類，則其精度明顯提高許多。

(四)、本研究使用之分類方法皆為逐像元方式之分類方法，就高光譜影像而言，往後之研究可以考慮加入適當之空間紋理資訊以輔助光譜分類之不足。

四、參考文獻

- Green, Andrew A., Mark Berman, Paul Switzer, and Maurice D. Graig 1988. A transformation for Ordering Multispectral Data in Terms of Image Quality with Implication for Noise Removal. IEEE transactions on Geoscience and Remote Sensing.
- Switzer, P. and A. Green. 1984. Min/Max autocorrelation factors for multivariate spatial imagery, Dept. of Statistics, Stanford University, Tech. Rep. 6

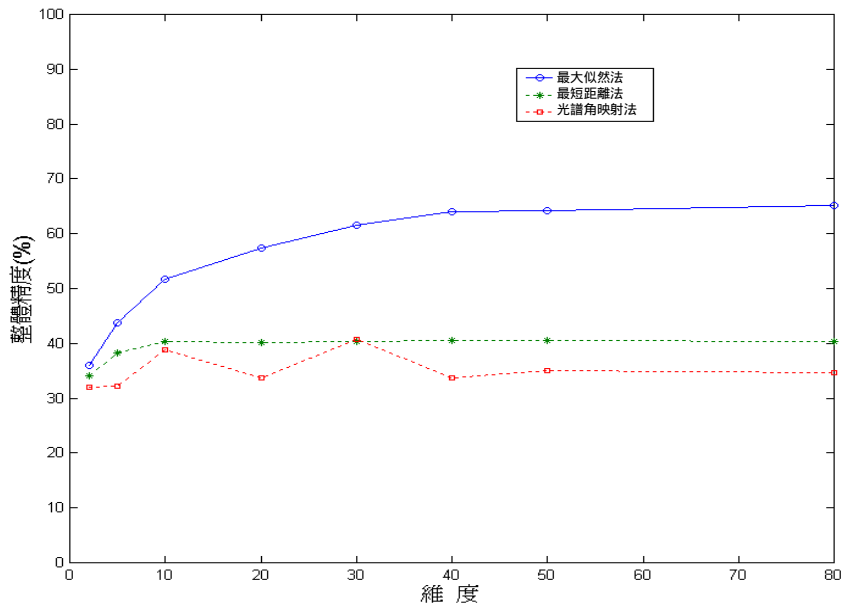


圖 1 不同分類方法與維度變化對分類成果之影響

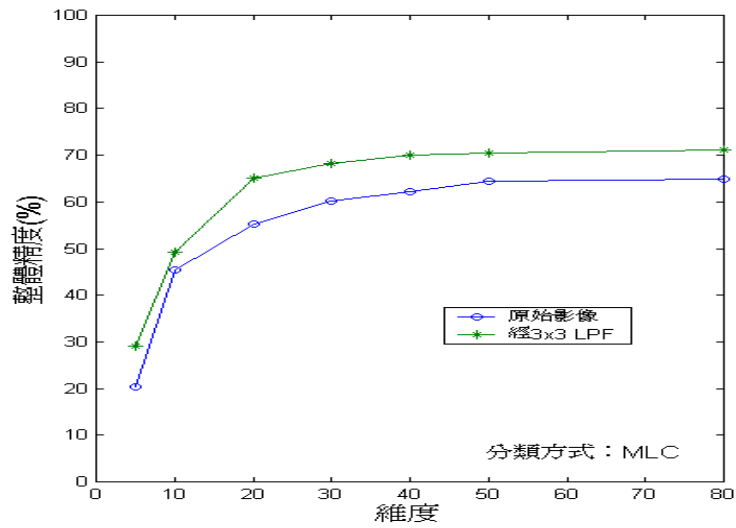


圖 2 高光譜影像經低通濾波後維度與精度之關係

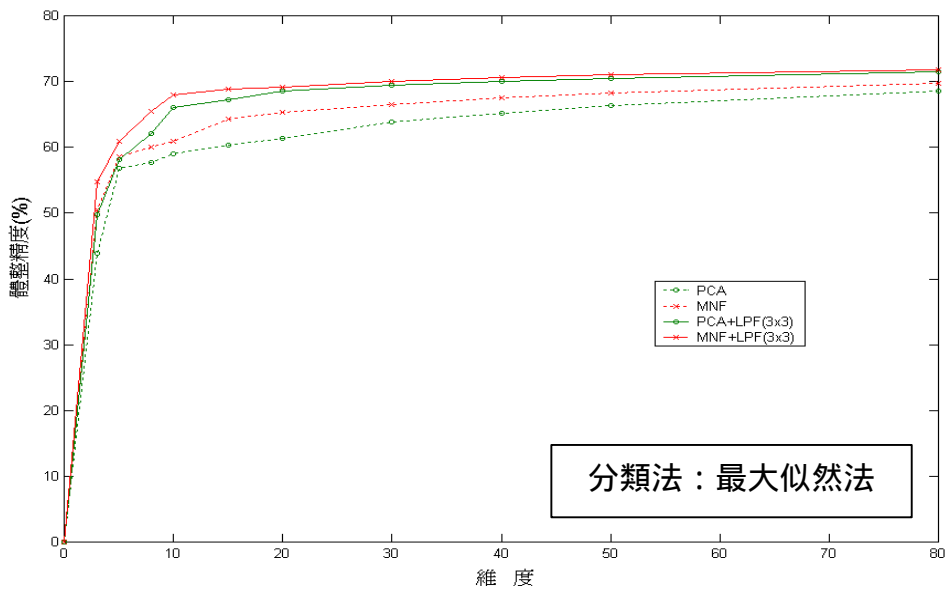


圖 3 經低通濾波再轉換後分類精度與維度之關係

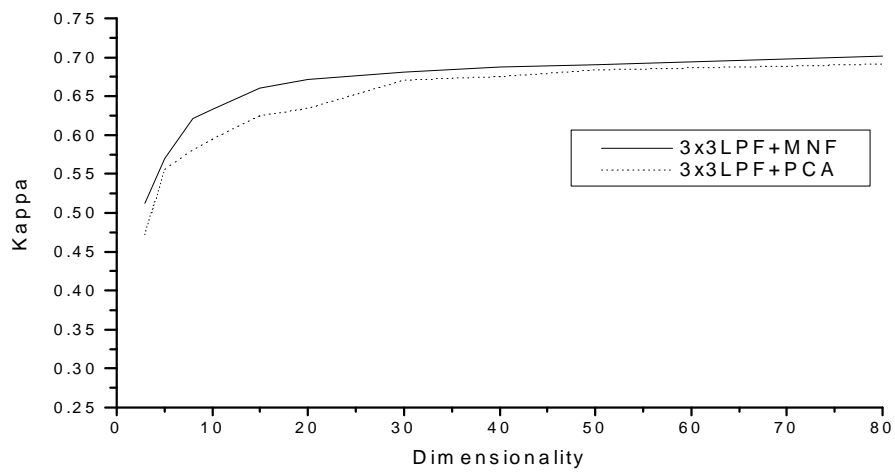


圖 4 經低通濾波再轉換後分類 Kappa 值與維度之關係