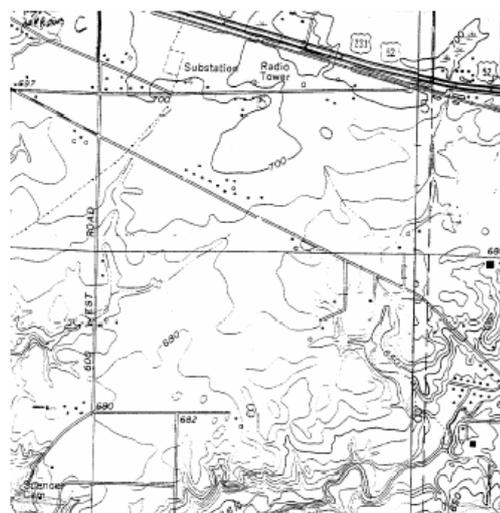
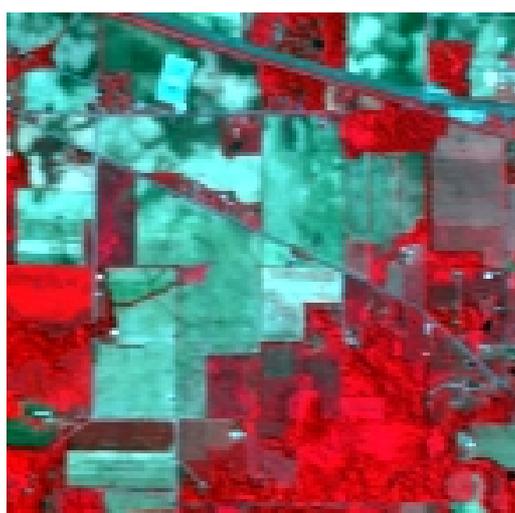


## 第三章 光譜混合分析與最大似然法的比較

本章以最大似然分類法及光譜混合分析之方式，分別展示其分類成果與分類精度，進而分析比較。並且探討當利用不同特徵萃取方式及有限的類別樣本數目時，對各種分類方法之影響。

### 3-1 實驗數據說明

本實驗所採用之 AVIRIS 高光譜影像及地面真實資料係取自普渡大學網站所提供之 AVIRIS 影像資料(92AV3C 影像檔)及相對應之地真資料檔(92AV3GT.GIS)資料。此高光譜影像由美國太空總署噴射推進實驗室(JPL)於 1992 年 6 月 12 日收集而得，影像涵蓋美國印第安那州西北方之農業區，大小為 145×145 pixels，如圖 3-1 所示。AVIRIS 影像資料具有 224 個波段，波譜範圍由 400nm 至 2500nm，各波段寬度約為 10nm，以 16 位元紀錄各波段光譜反應值。然此影像僅具有 220 個波段，其原因為原始影像中有 4 個波段反應值均為 0(原始波段為 1、33、97 及 161)，所以已先行將這些波段移除。



(A)AVIRIS 影像(R # 50、G # 20、B # 17) (B)USGS 四角地圖[Landgrebe, 1996]

圖3-1 實驗區之AVIRIS高光譜影像(A)與測試區USGS四角地圖(B)

## 3-2 統計數據

經由計算全幅影像之平均光譜反應值及標準偏差，可以輔助判斷影像之基本特性，並可用做影像雜訊波段之判斷。本幅高光譜影像之平均光譜反應，標準偏差、協變方矩陣圖及相關矩陣圖如圖 3-2 及圖 3-3。由圖中可以知道影像光譜反應之平均光譜變異量十分的大。且亦可發現於許多波段位置間光譜反應值有明顯的劇烈變化，此乃由於受到水、二氧化碳及氧等不同吸收作用所影響，例如波段 108 ( $1.4 \mu\text{m}$ )與波段 160 ( $1.9 \mu\text{m}$ )附近為受到水的吸收作用，其光譜反應明顯下降[Schowengerdt, 1997]。圖 3-3 中 A 顯示不同波段間協變方的變化量，可發現在可見光到近紅外光間有大的變方值存在(深紅色區域，從波段 1-75 處)；此外由圖 3-3(B)中可以發現高光譜影像相鄰波段間具有很高的相關性(紅色部分)。

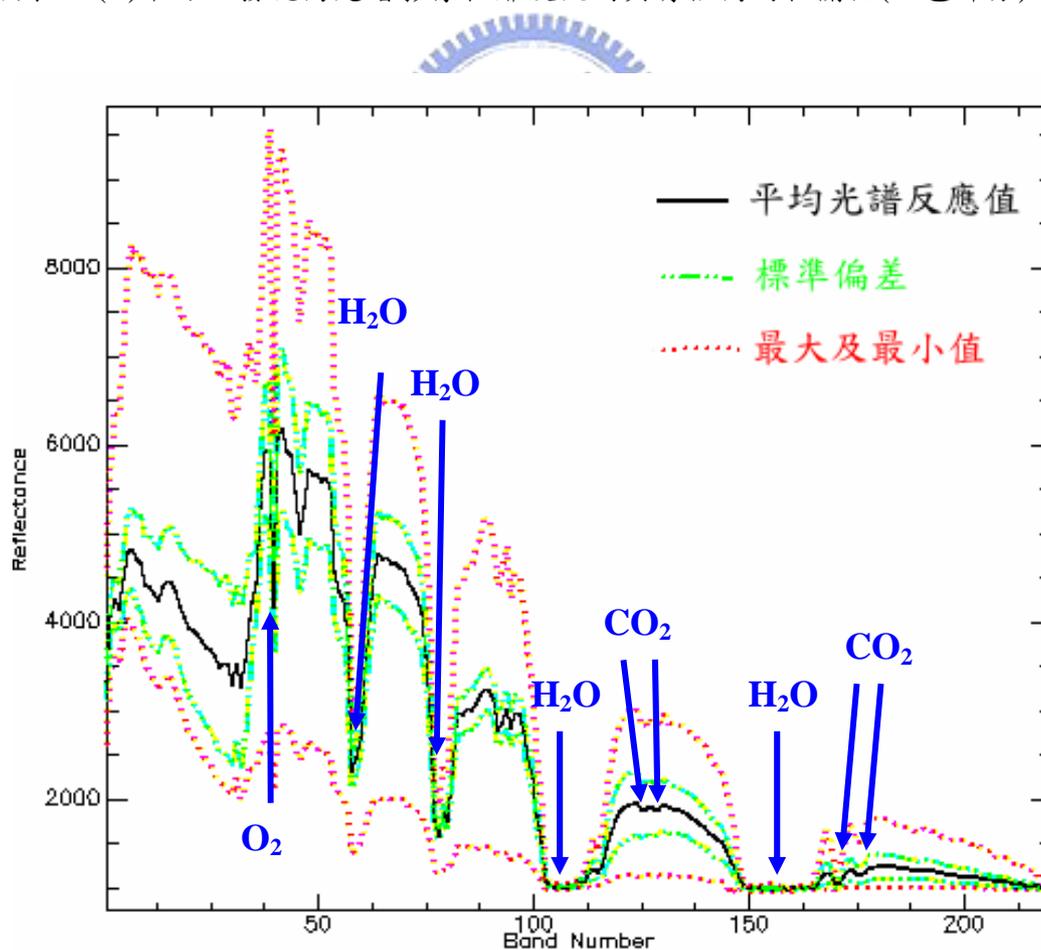


圖3-2 平均光譜反應值、標準偏差及最大最小值

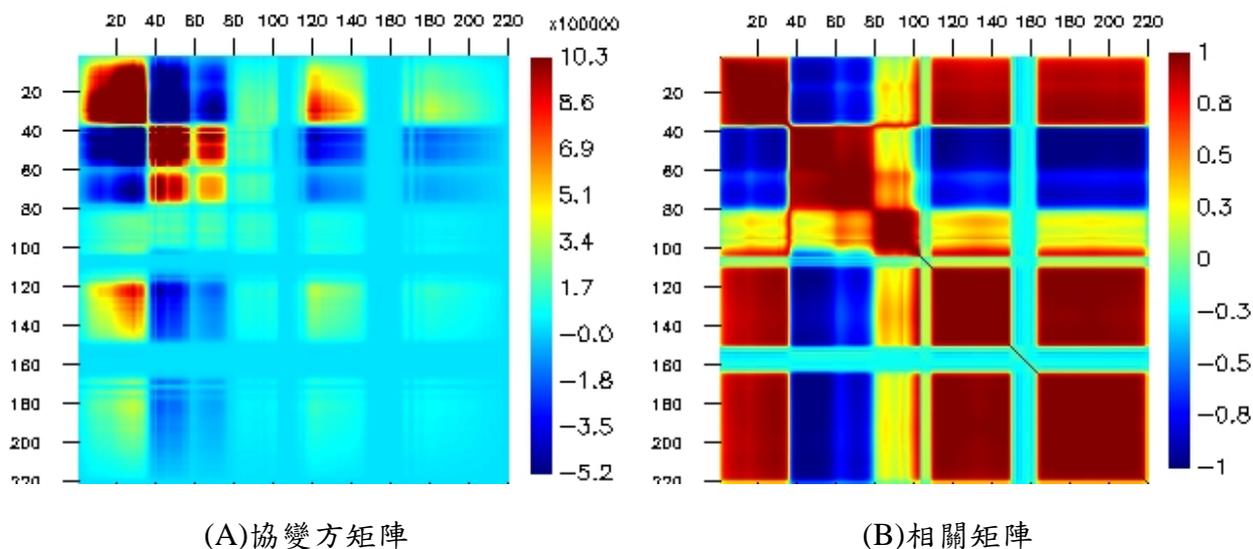


圖3-3 92AV3C影像之協變方矩陣及相關矩陣圖

### 3-3 雜訊波段認定與去除

於原始高光譜影像中經過基本的平均值及標準偏差統計量，加上人為視覺的判斷以及大氣吸收帶模式的配合分析發現原 AVIRIS 影像中共有 48 個包含明顯雜訊之波段，其範圍分別為：1~5、103~112、148~166、207~220，其中 103~112 與 148~166 分別落於  $1.4 \mu\text{m}$  與  $1.9 \mu\text{m}$  兩個主要之大氣吸收帶間；而波段 1~5 為短波長範圍，影像易受雷氏散射(Rayleigh Scatter)影響使其訊雜比較低；207~220 則屬長波長範圍影像且光譜反應值低，故決定先行移除上述 48 個波段。此外由於波段 30、31 與波段 32、33 之波長重疊，故處理時一併移除波段 32 與 33 兩波段。最後選定 6~31、34~102、113~147、167~206 等共 170 個波段來進行後續影像分類處理。

### 3-4 地物類別與訓練樣本之選定及分類流程說明

在實驗區地真資料中，主要包含十六種地類別，其中部分類別像元數目極少。若於地真資料中之類別像元數目少於 100 個像元者，於測試實驗中不予考慮，則最終決定選取十二種類別之測試樣本，分別為：玉米-1 (Corn)、玉米-2

(Corn-min)、玉米-3 (Corn-notill)、草(Grass/Pasture)、草/樹(Grass/Trees)、乾草堆(Hay-windrowed)、大豆-1 (Soybeans-notill)、大豆-2 (Soybeans-min)、大豆-3 (Soybean-clean)、小麥(Wheat)、樹林(Woods)及住宅區(Bldg-Grass-Tree-Drives)等十六種地物類別，其中大豆與玉米各類之間差異乃為種植時間的不同造成生長期不相同。於各類別中選取 100 個像元當成訓練區之樣本，且將地真資料中所有樣本數視為精度評估用之測試樣本(表 3-1 及圖 3-4)。圖 3-5 與圖 3-6 分別顯示各類別訓練樣本之平均光譜反應值、整體平均光譜反應值及標準偏差。

表 3-1 訓練樣本數及測試樣本數

類別名稱	玉米-3	玉米-2	玉米-1	草	草/樹	乾草堆
訓練樣本	100	100	100	100	100	100
測試樣本	1434	834	234	496	747	489
類別名稱	大豆-1	大豆-2	大豆-3	小麥	樹林	住宅區
樣本	100	100	100	100	100	100
測試樣本	968	2468	614	212	1294	380

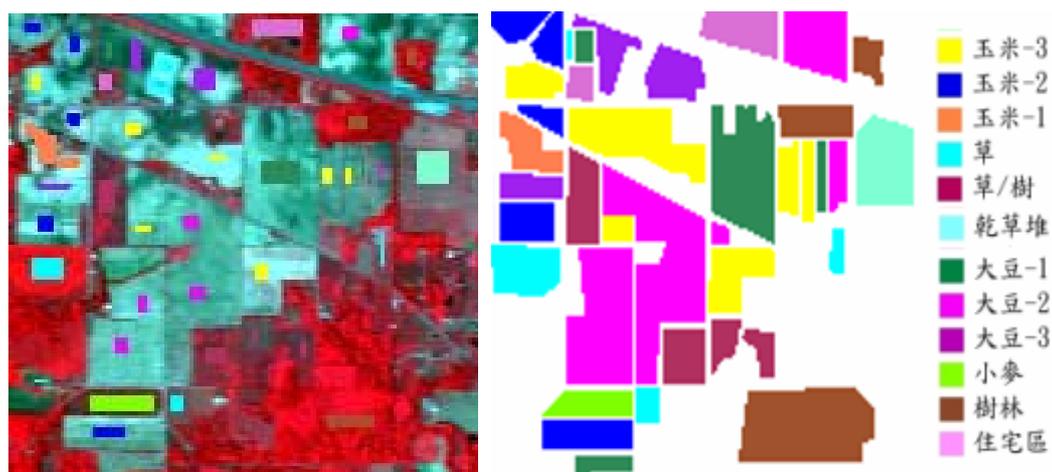


圖3-4 各類別之測試樣本選取區域(左)及地真資料圖(右)

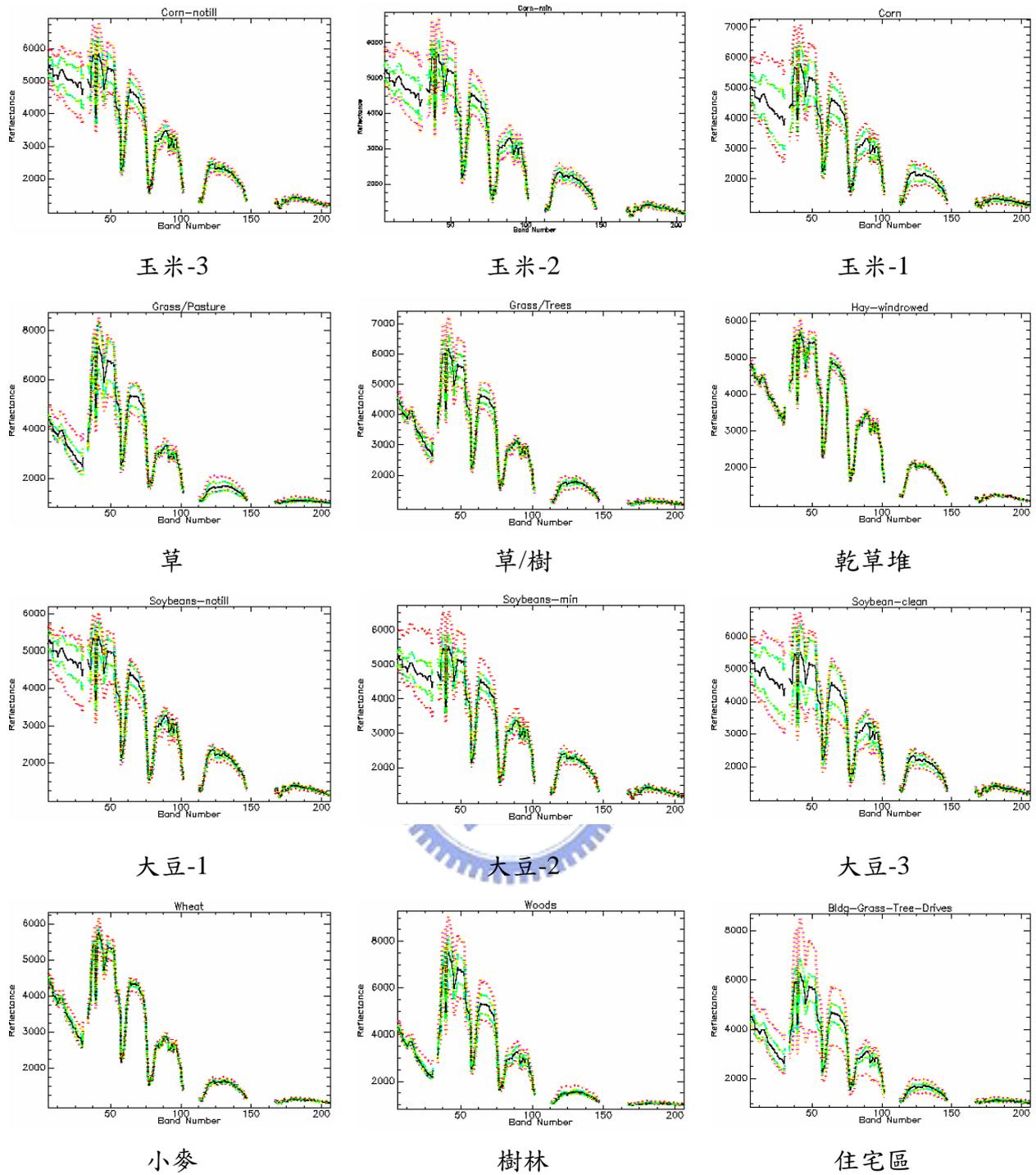
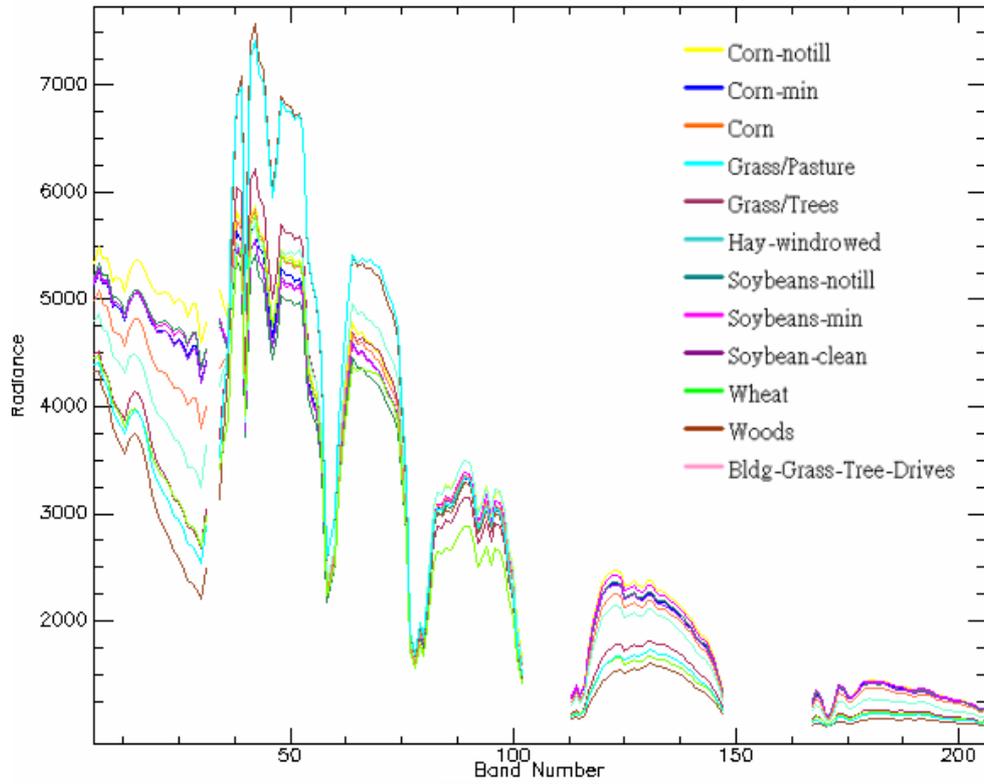
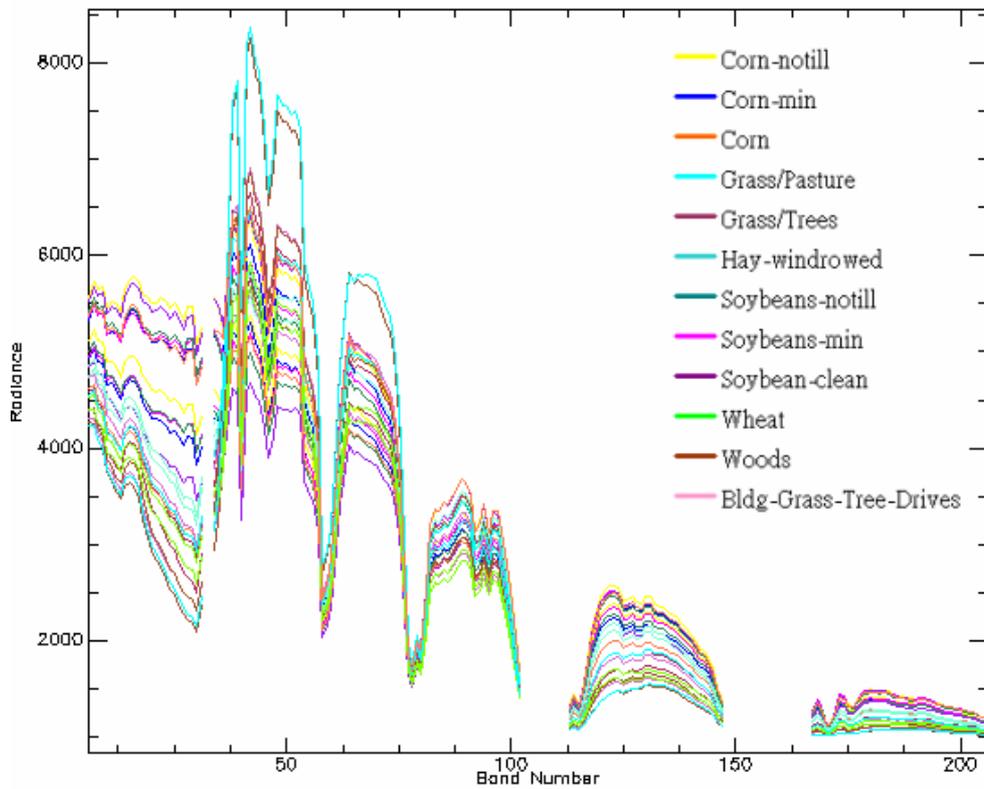


圖3-5 各類別訓練樣本之光譜曲線(平均值、標準偏差、最小及最大值)



(A) 平均光譜反應值



(B) 標準偏差

圖3-6 十二種類別之平均光譜反應值(A)與標準偏差(B)

本實驗之流程如圖 3-7 所示，先對所選取之波段進行特徵萃取，本文分別使用特徵選取法、主軸轉換法及 MNF 法等三種特徵萃取法，並比較其結果；接著以經 MNF 轉換後之影像，分別採用最大似然分類法、線性光譜混合求解、匹配濾波及 MTMF 等四種方法進行分類，並進行精度評估與相關分析。

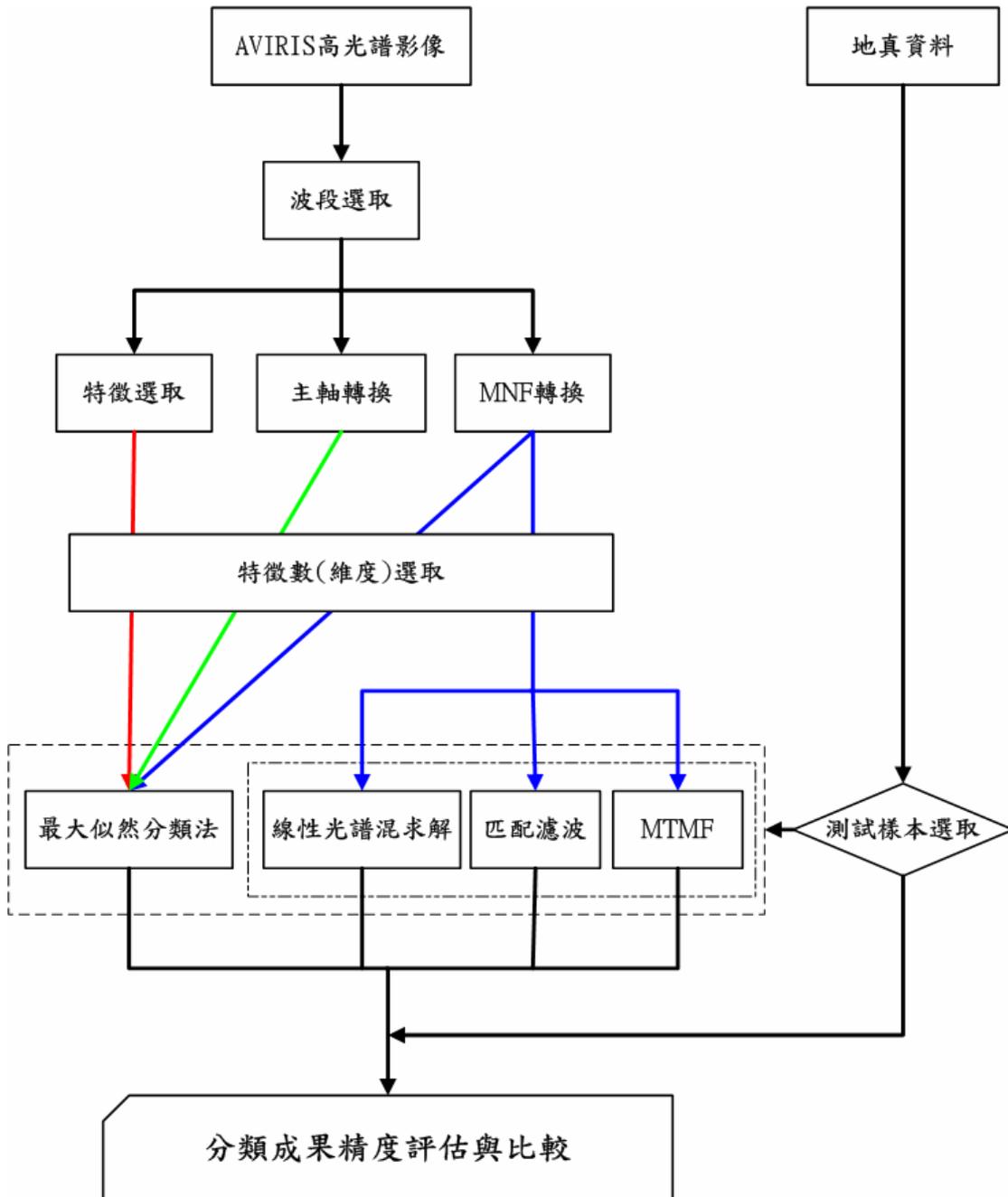


圖3-7 AVIRIS高光譜影像分析流程圖

### 3-5 特徵萃取之分類成果

由於高光譜資料具有大量波段數，若直接使用傳統之統計分類方法，則由於訓練樣本數目的限制，反而會降低分類的精度，產生 Hughes 現象。解決此問題的方法之一是採用特徵萃取的方式降低資料維度，以期在樣本數目較少時仍能維持分類精度。本實驗中分別使用特徵選取、MNF 及主軸轉換等三種特徵萃取方式，並以最大似然分類法測試不同波段數目(特徵數)對分類成果之影響。

在特徵選取方面，係以類別間之分離度(Separability)為判斷法則，直接從原始波段中選出對分類有利的波段組合。本研究所使用的類別分離度為 Bhattacharyya-distance 分離度 [Landgrebe 與 Biehl, 1997]，並利用逐步搜尋法 (Stepwise Search Techniques) 中之前向選取 (Forward Selection) 法選取最佳的波段組合 [Fukunaga, 1990]。在 MNF 與主軸轉換特徵萃取方法中，則選取轉換後由第一個波段開始的組合波段數做為分類用之特徵值。

特徵選取方式之各階段分類精度與 *Kappa* 值如圖 3-8 與圖 3-9。當波段數為 93 時，其整體精度為 47.46%，*Kappa* 值為 0.417，分類成果如圖 3-10。由圖 3-8 中可以發現，當訓練樣本數有限及固定時，隨著波段數增加，分類精度剛開始增加而後卻往下降，這符合 Hughes 現象。

此外圖 3-8 中亦可發現當波段數為 30 (含) 之前，原始影像經 MNF 轉換能有效的集中並強化影像資料的內涵，使得分類精度高於主軸轉換與特徵選取兩種方式。此外，當波段數超過 48 以後主軸轉換後的分類精度高於 MNF 轉換，顯示經 MNF 轉換後之有效訊雜比排序在前面 48 個波段較為有效。

圖 3-11 為原影像經 MNF 轉換後，選取 1~17 及 1~93 之波段數，使用最大似然分類之成果，當波段數 93 時之整體精度為 45.49%，*Kappa* 值為 0.402。圖 3-12 為原影像經主軸轉換後，選取 1~17 及 1~93 之波段數，使用最大似然分類方法得到之分類成果，當波段數 93 時之整體精度為 52.47%，*Kappa* 值為 0.465。

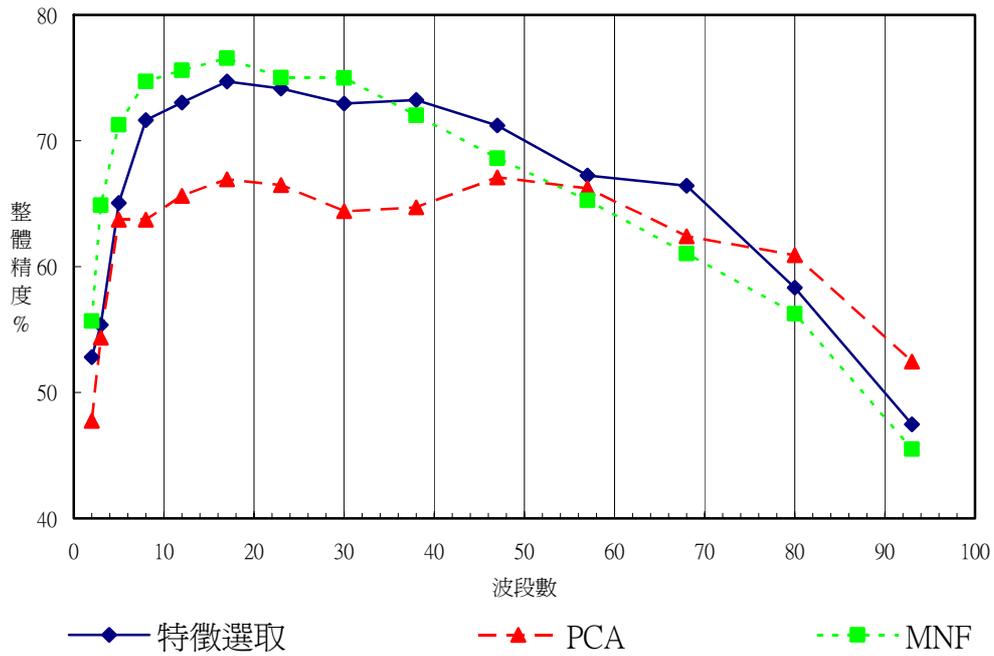


圖3-8 不同特徵萃取法之分類精度

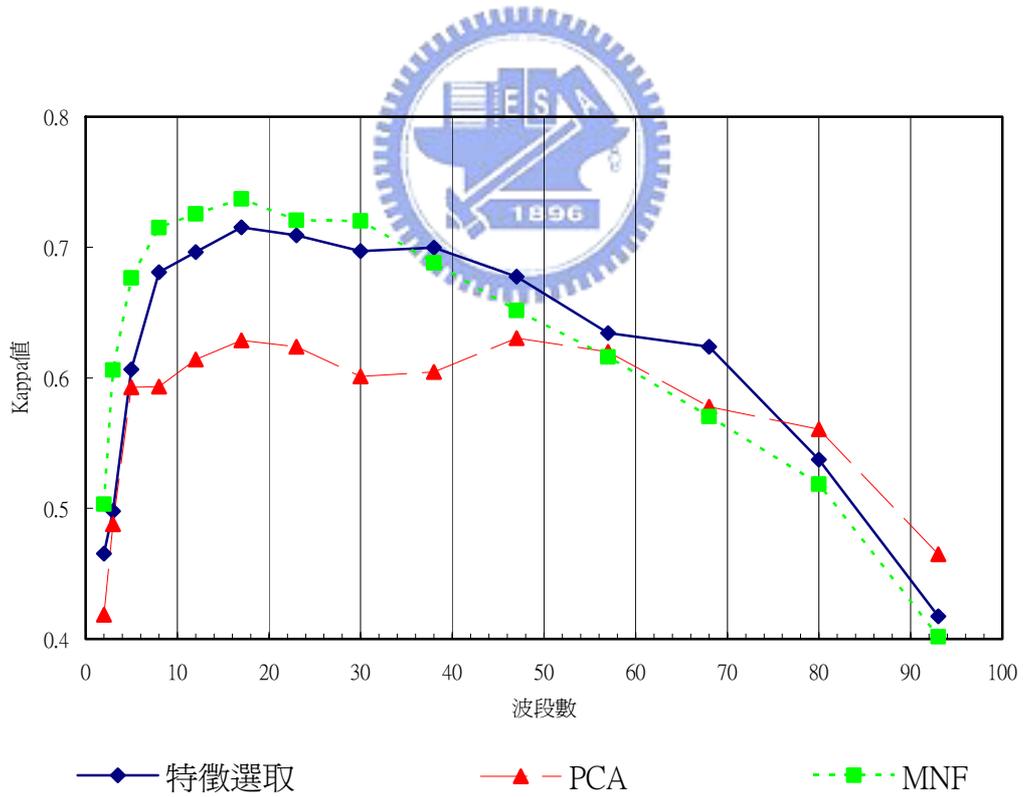


圖3-9 不同特徵萃取法之Kappa值

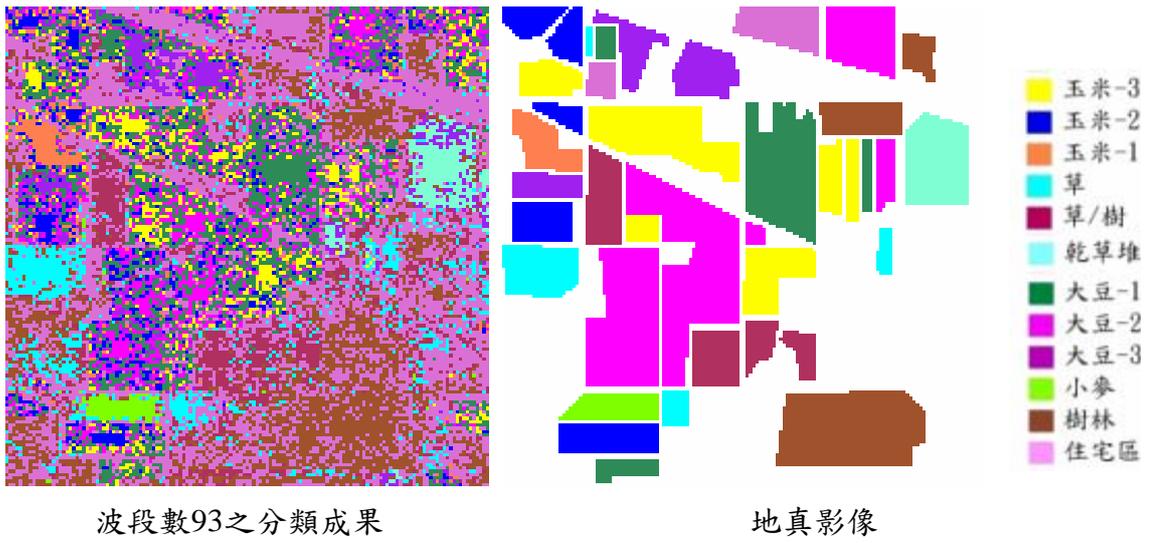


圖3-10 特徵選取之最大似然法分類成果

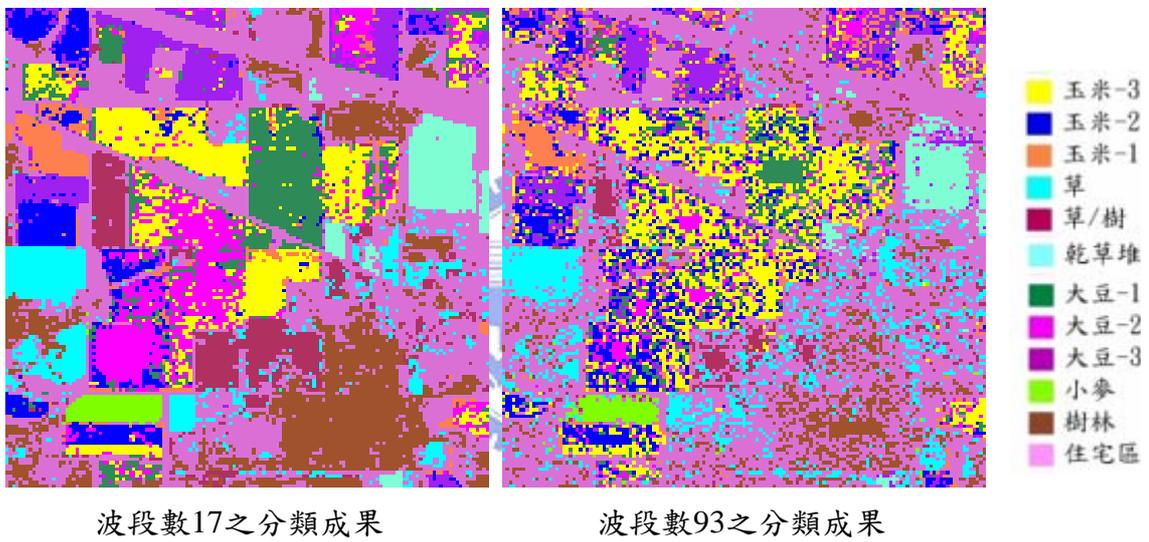


圖3-11 MNF轉換後之分類成果

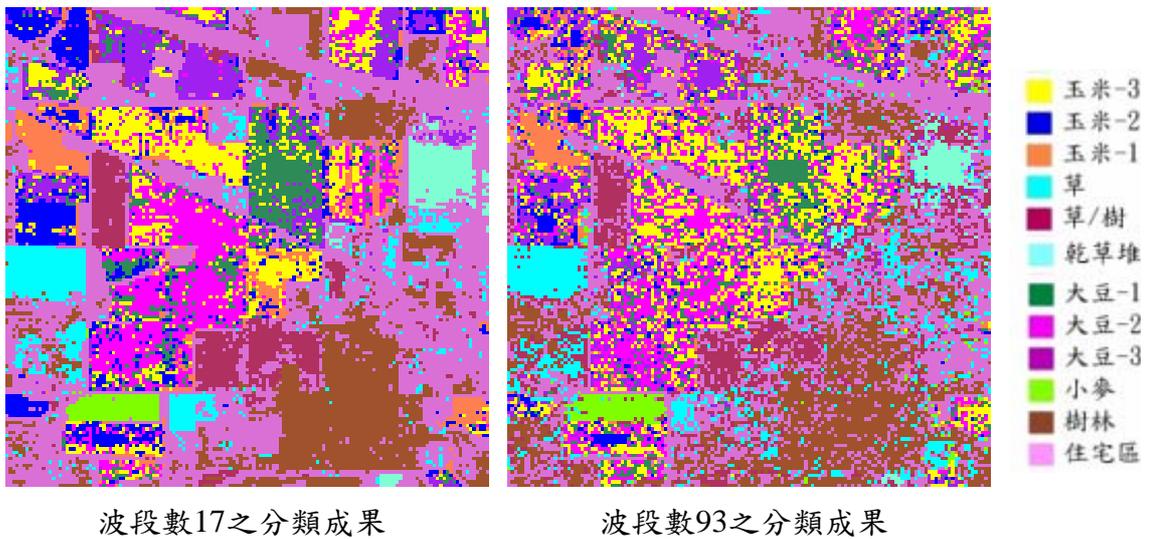


圖3-12 主軸轉換後之分類成果

### 3-6 線性光譜混合求解法

將經波段選取後之原始影像經 MNF 轉換後，以線性光譜混合求解方式進行分類。經最小二乘法解算後之分量影像可以兩種方式展現，一為灰階的分量影像，另一種為以 RGB 的方式表示物質的混合情形[Kruse et al., 1996]。圖 3-13 與圖 3-14 展示當訓練樣本於波段數 170 時，各類別分量的灰階影像與 RMS 影像，圖中各分量影像其灰階明暗程度代表每個像元中所含該類別的混合分量值；即越明亮的像元代表分量值越高。反之，在 RMS 影像中越明亮的像元亦代表錯誤越高，亦代表線性混合模式的假設並不恰當或是所選取的參考光譜並不適合描述地面真實的覆蓋。圖中紅色圈選處可發現具有大的 RMS 值，亦即代表錯誤的分類區域，相對於地真資料中此為石塔，也因為在本實驗中並未採用此一類別，故有此結果的產生，這種 RMS 的灰階影像可有助於決定錯誤的分類區域。

此外，圖 3-15 為乾草堆(R)、樹林(G)及草(B)的混合影像，圖中若像元為單純的 R、G 或 B 顏色，其所代表為該類別未有混合的現象，而其餘顏色表示混合的結果，例如紫色像元(A)為乾草堆(R)與草(B)的混合像元，從彩色顏色的變化可看出所選定的展示類別中其混合的比例變化。

圖 3-16、3-17 為波段數變化時分類成果之整體精度與 *Kappa* 值曲線圖，由圖中可發現當波段數小於所選定之類別數目加 1 時，數學演算中所求解的各類別分量結果並無意義，此乃使用線性光譜混合求解法的限制條件所致。除此之外，亦可由圖中的分類結果發現，隨著波段數的增加分類成果之精度亦趨於穩定且變化差異極小。圖 3-18 為當波段數 93 及 170 時線性光譜混合求解之分類成果，整體精度分別為 45.07%、45.72%，*Kappa* 值分別為 0.379、0.387。

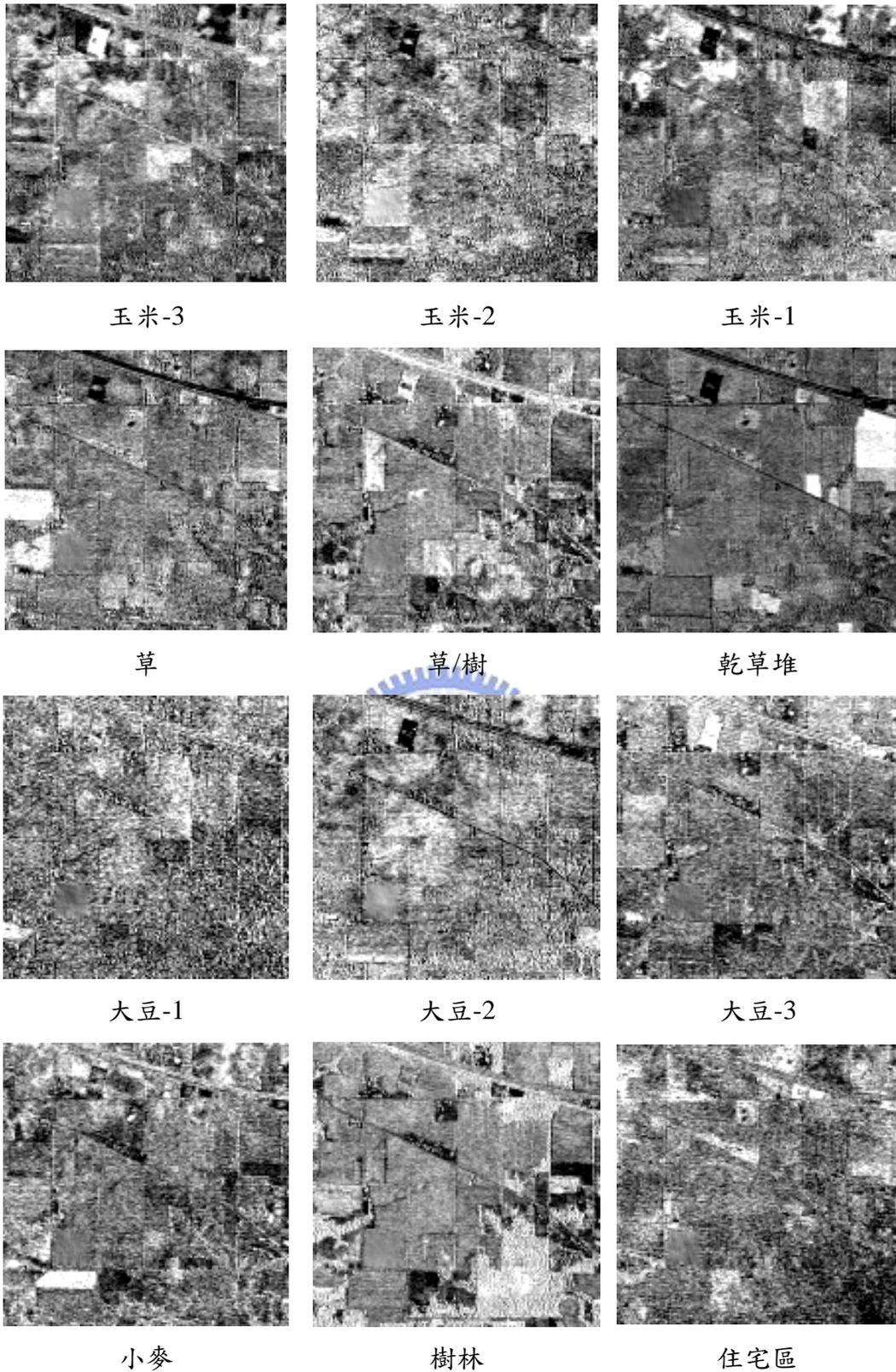


圖3- 13 各類別之分量影像(波段數170)

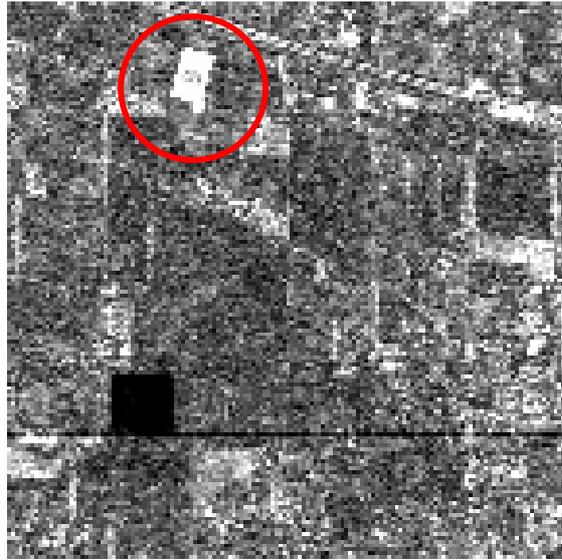


圖3-14 線性混合求解法之RMS影像(波段數170)

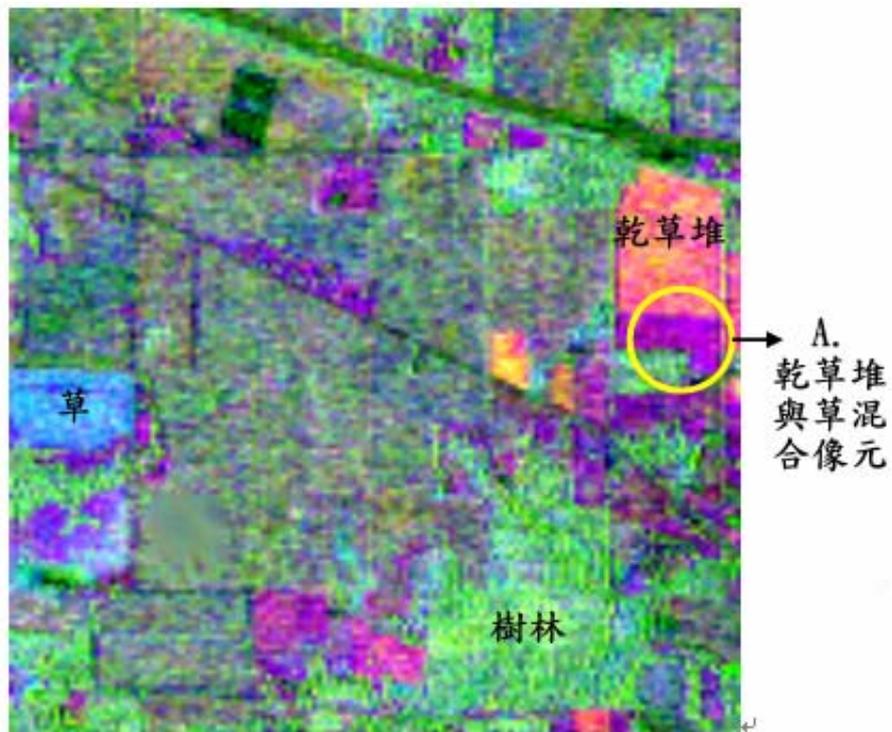


圖3-15 乾草堆(R)、樹林(G)及草(B)的混合比例影像

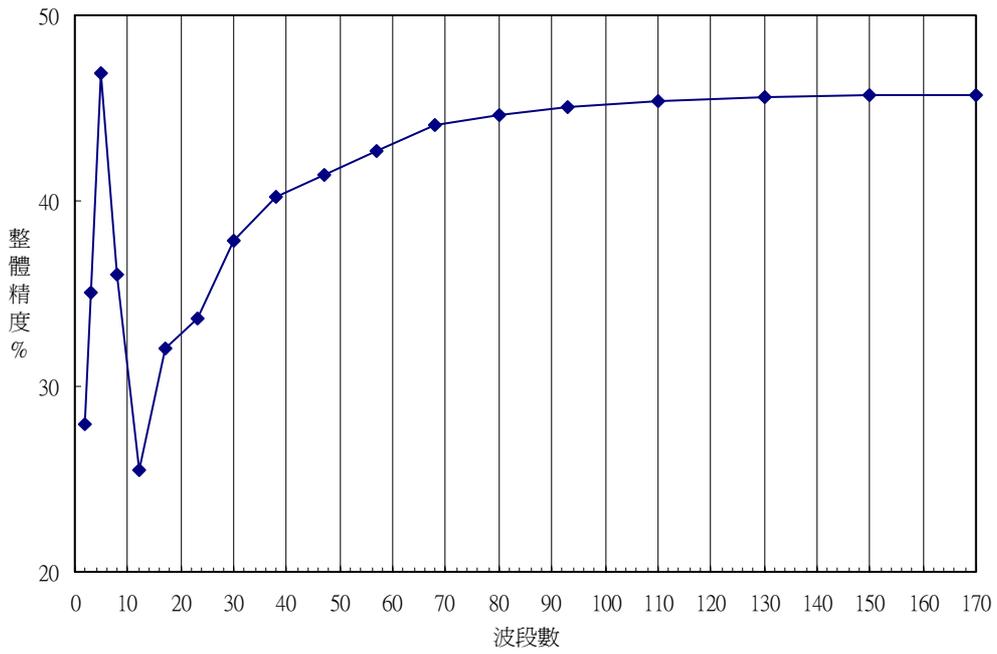


圖 3-16 波段數變化時，線性混合求解分類成果之整體精度

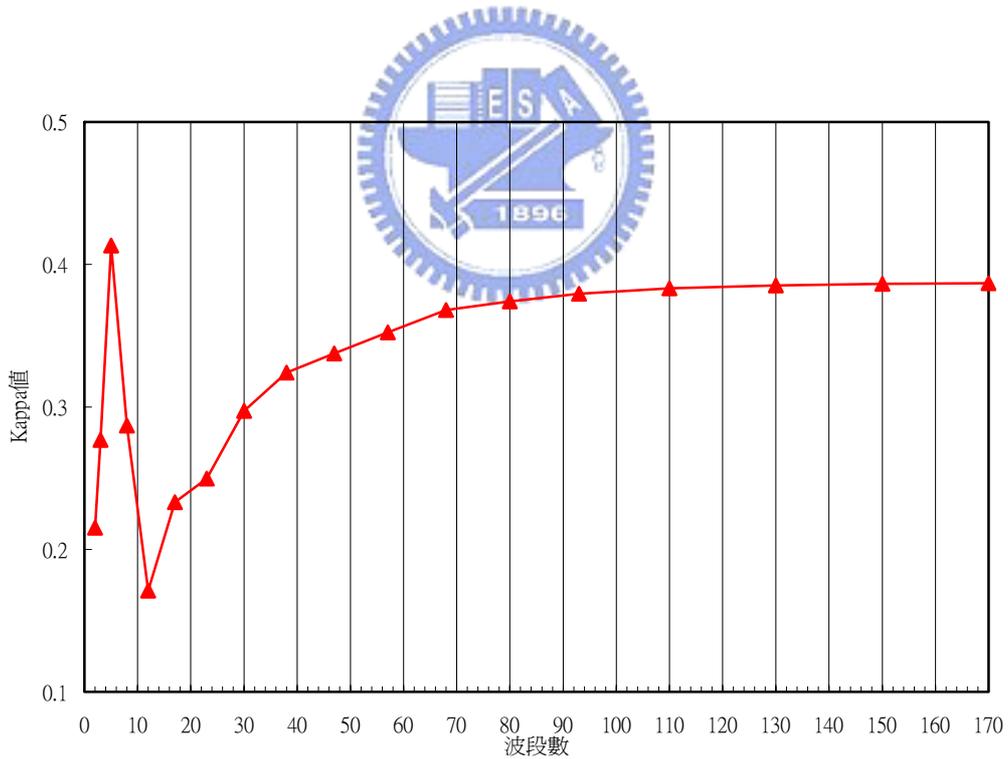


圖3-17 波段數度變化時，線性混合求解分類成果之Kappa值

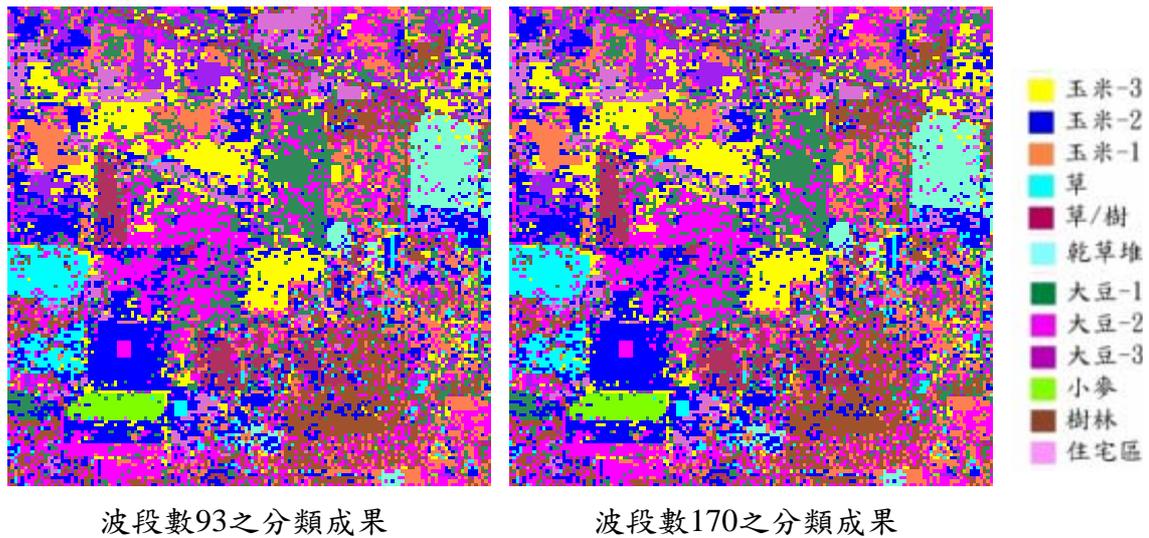
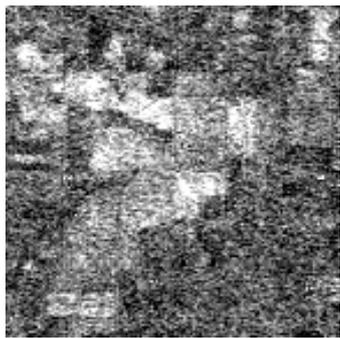


圖3-18 不同波段數時，線性光譜混合求解分類成果

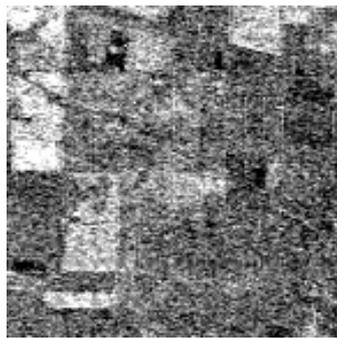
### 3-7 匹配濾波法

將波段選取之原始影像經 MNF 轉換後，以匹配濾波法進行分類經計算處理後可得各類別的分量影像，如圖 3-19(波段數 170)。圖中各分量影像灰階明暗程度代表每個像元中所含該類別的匹配相似度，即明亮的像元代表匹配相似度高；反之，暗的像元亦表示匹配相似度低。一般而言，分量影像之 DN 值介於 0 到 1 之間。若像元中並無目標類別的存在時，其 DN 值為 0；相對若目標類別完全覆蓋於像元中時，其 DN 值為 1。惟實際上，由於目標物的自然物質其光譜圖樣具有變化性或者其他類別沒有良好的特徵性質，都可能使結果的 DN 值產生負值或是稍微大於 1 的現象[Farrand & Harsanyi, 1997]。

圖3-20、3-21為波段數變化時分類成果之整體精度與Kappa值曲線圖，當波段數小於所選定之類別數目加1時，如同線性光譜混合求解法，數學演算中所求解的各類別分量結果並無意義。除此之外，當波段數17時分類精度值最大(OA：67.32%、Kappa：0.630)，但其後隨著波段數的增加分類成果有逐漸緩慢下降趨勢。圖3-22為當波段數93及170時匹配濾波法之分類成果，整體精度分別為65.52%、64.82%，Kappa值分別為0.611、0.604。



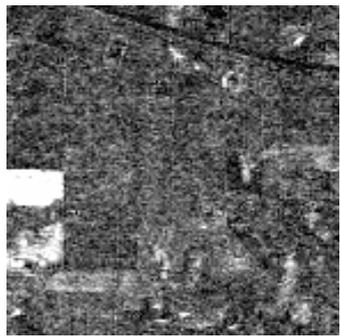
玉米-3



玉米-2



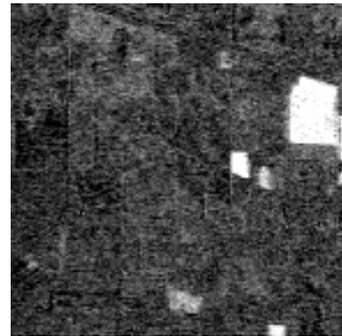
玉米-1



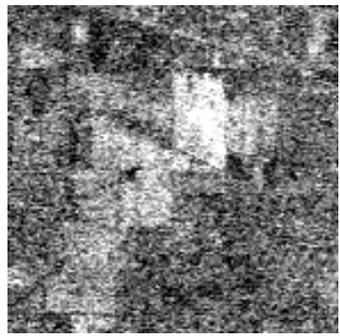
草



草/樹



乾草堆



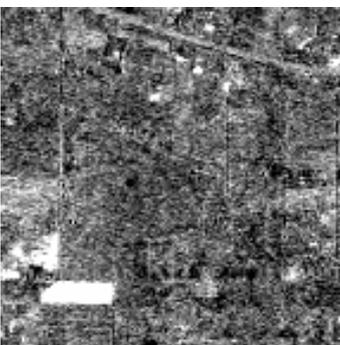
大豆-1



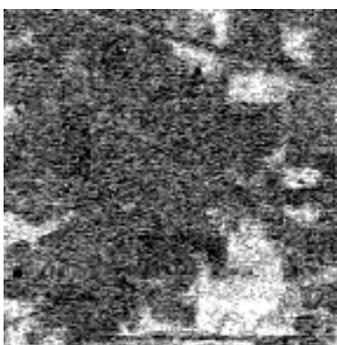
大豆-2



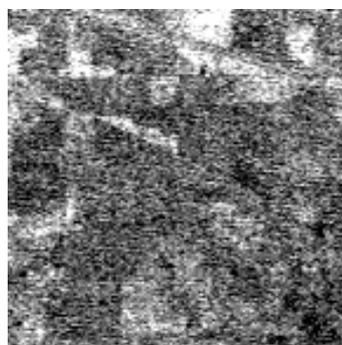
大豆-3



小麥



樹林



住宅區

圖3- 19 各類別之匹配影像(波段數170)

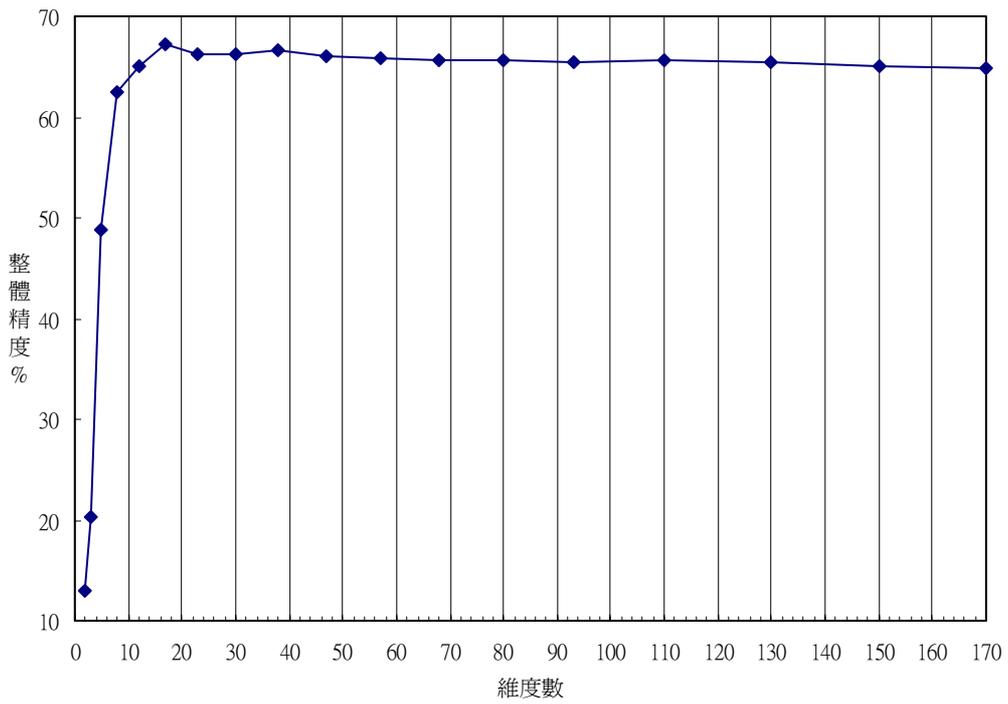


圖3-20 波段數變化時，匹配濾波分類成果之整體精度

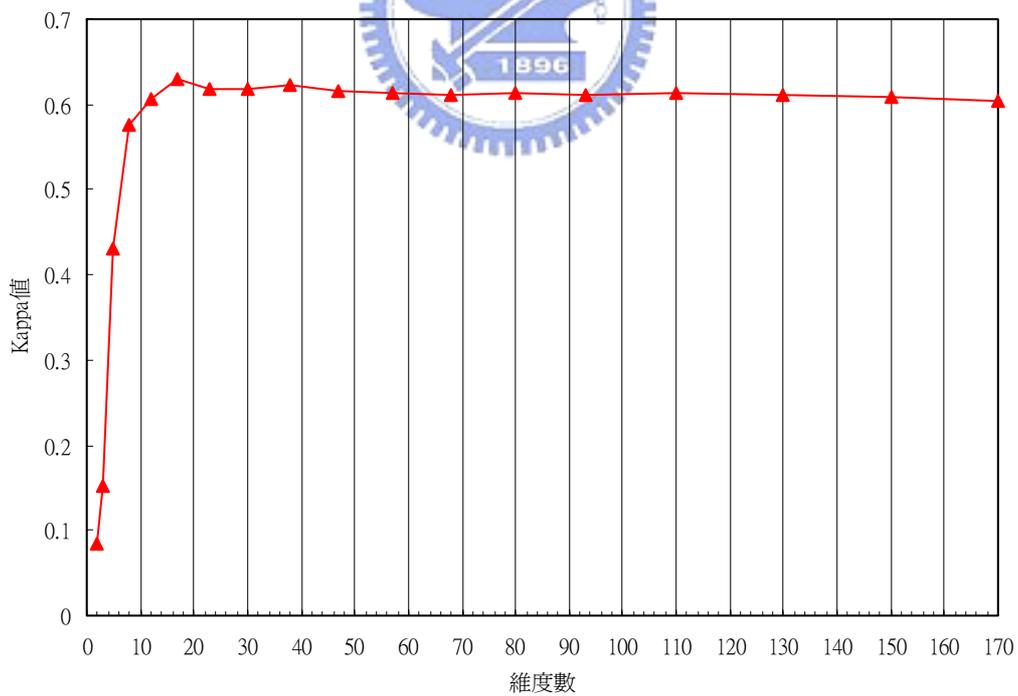


圖3-21 波段數變化時，匹配濾波分類成果之Kappa值

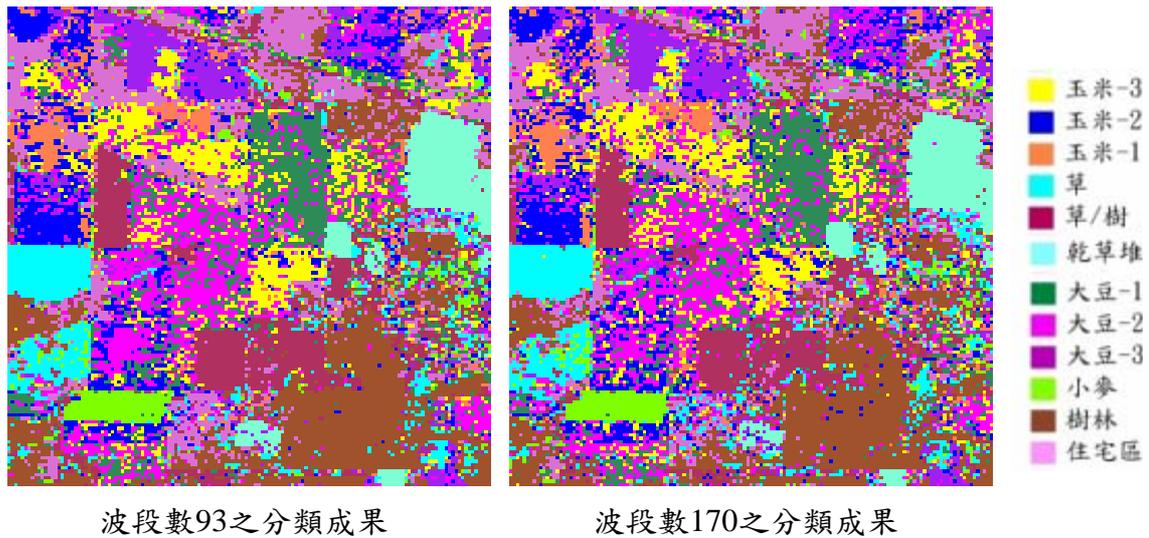
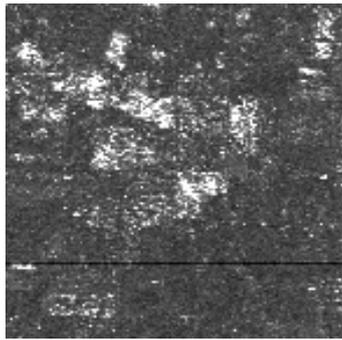


圖3-22 不同波段數時，匹配濾波分類成果

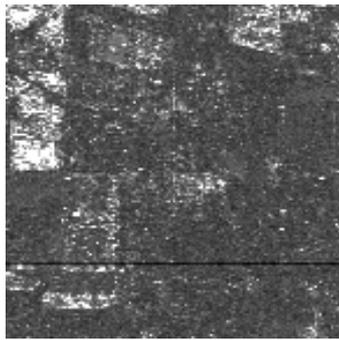
### 3-8 混合調協匹配濾波法

原始影像經 MNF 轉換後以 MTMF 方式進行分類，經計算處理後之成果可分為兩種，一為各類別匹配濾波之灰階影像；另一為不可信度(Infeasibility)影像，如圖 3-23 所示(波段數 170)。各類別匹配濾波之灰階影像同 3-7 節之結果一樣，而不可信度影像亦即用來降低匹配濾波法所產生的不正確正值，藉此使得在各類別的分量中產生大於  $3\sigma$  (99.7%的信心區間)的不正確正值。其不可信度分量影像中灰階像元明暗程度的表示不同於前面兩種方式，越明亮的像元代表不可信度值越高；反之，越暗的像元亦為可信度值越高。當像元的匹配濾波值高(接近 1)且不可信度值低(接近 0)時，即相符於目標光譜[ENVI, 2001]。

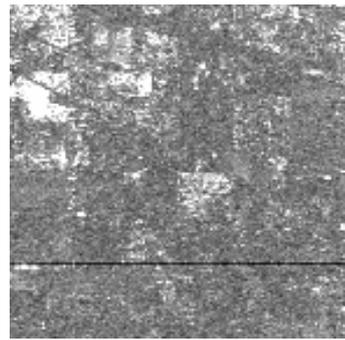
將經 MTMF 所得的各類別之匹配濾波(X)與不可信度分量影像(Y)以二維分佈圖展示，可發現其點位分佈情形不佳，如圖 3-24(波段數 170)所示。造成在選取各類別具有高匹配濾波值且不可信度值低的像元時有其困難性，且易產生漏授現象。如果於二維分佈圖中藉由加大選取匹配濾波分量的區間範圍，可以視覺的方式輔助獲得較佳且數量多點位，但也因此可能造成影像中單一像元被不同類別重複選取的情況發生，從而增加誤授比例。



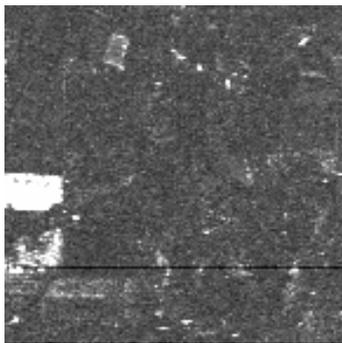
玉米-3



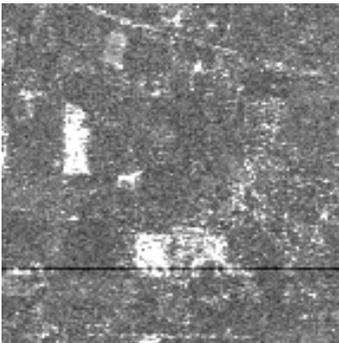
玉米-2



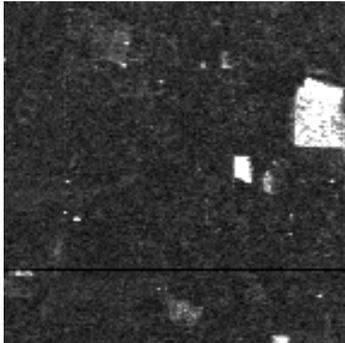
玉米-1



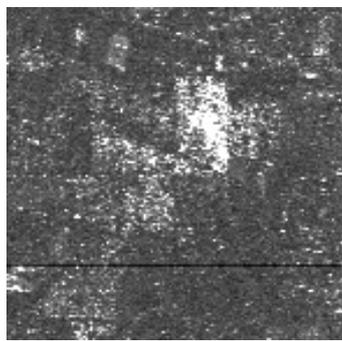
草



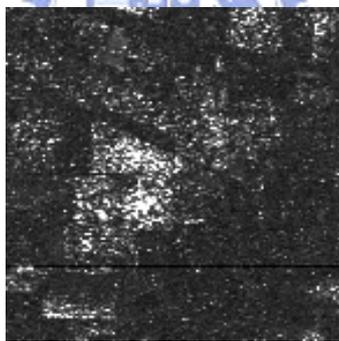
草/樹



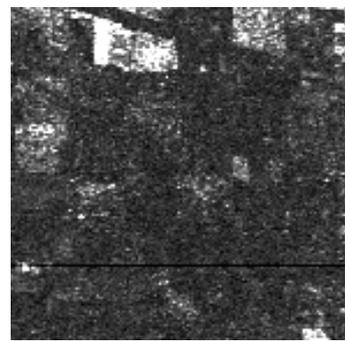
乾草堆



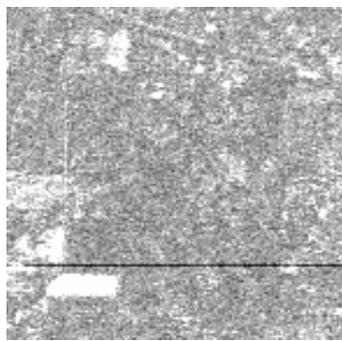
大豆-1



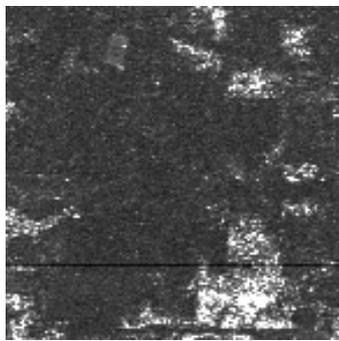
大豆-2



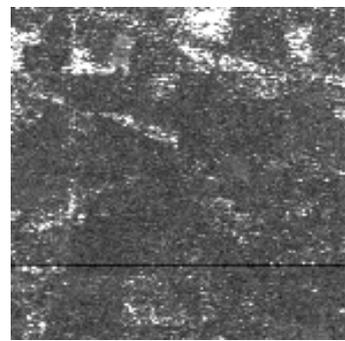
大豆-3



小麥

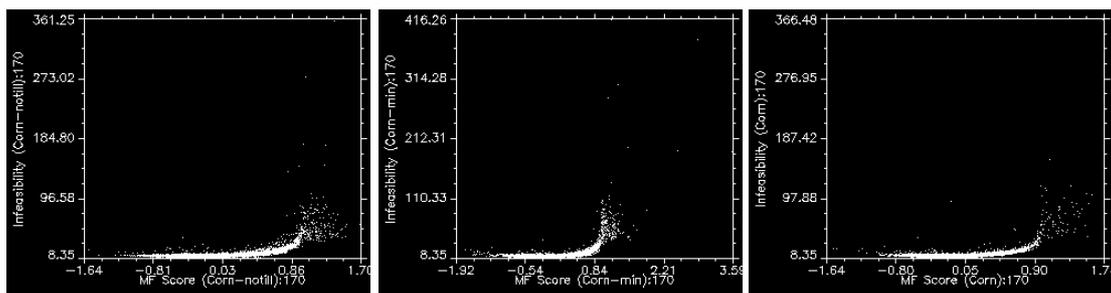


樹林



住宅區

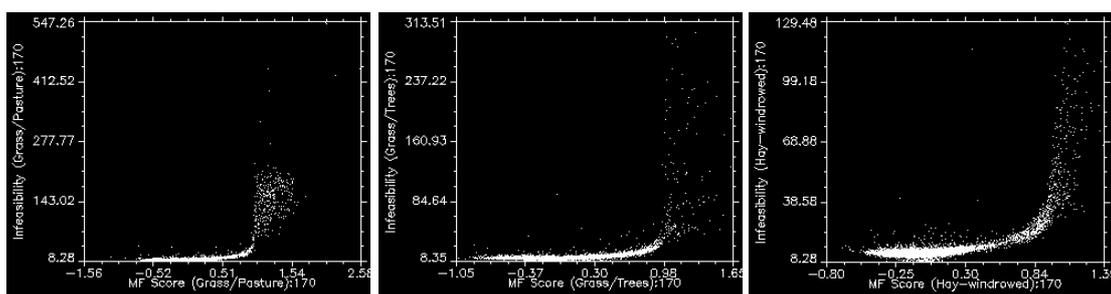
圖3-23 各類別之不可信度影像(波段數170)



玉米-3

玉米-2

玉米-1

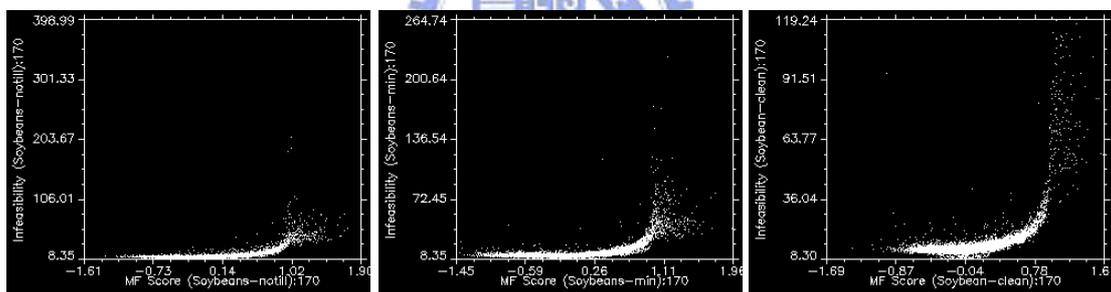


草



草/樹

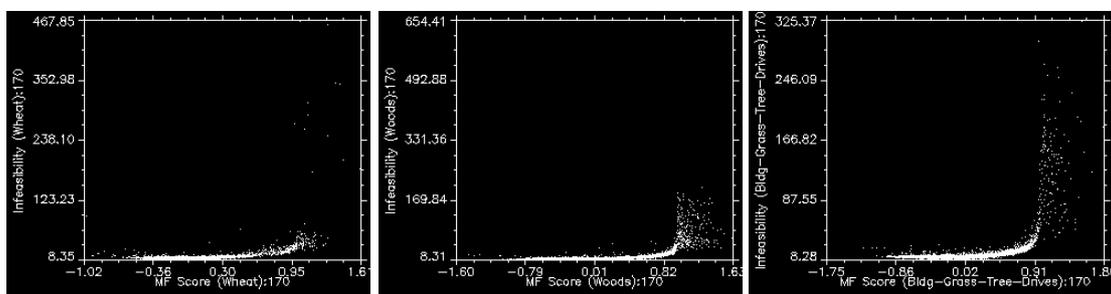
乾草堆



大豆-1

大豆-2

大豆-3



小麥

樹林

住宅區

圖3-24 各類別MF與不可信度分量影像之二維分佈圖(波段數170)

此外若將各類別的地真資料(測試資料)載入該類別的二維分佈圖中，可發現所有類別的地真資料皆產生溢散的現象。圖 3-25 所展示為玉米-2、大豆-2 及樹林等三類別於二維分佈圖中載入該類別之地真資料及溢散情形，圖中顏色代表該類別地真資料之點位分佈，黃色圓圈所標示亦為該類別相對於地真資料之位置。分析其發生的原因可能為(1)訓練樣本的選取非純像元、(2)MNF 轉換後具雜訊波段未移除、或為(3)地真資料的分類不正確等因素所造成。有鑑於此，不可信度值並無法降低 MF 之誤授，其結果與 MF 時相同，本小節之實驗並無再進行分類探討。

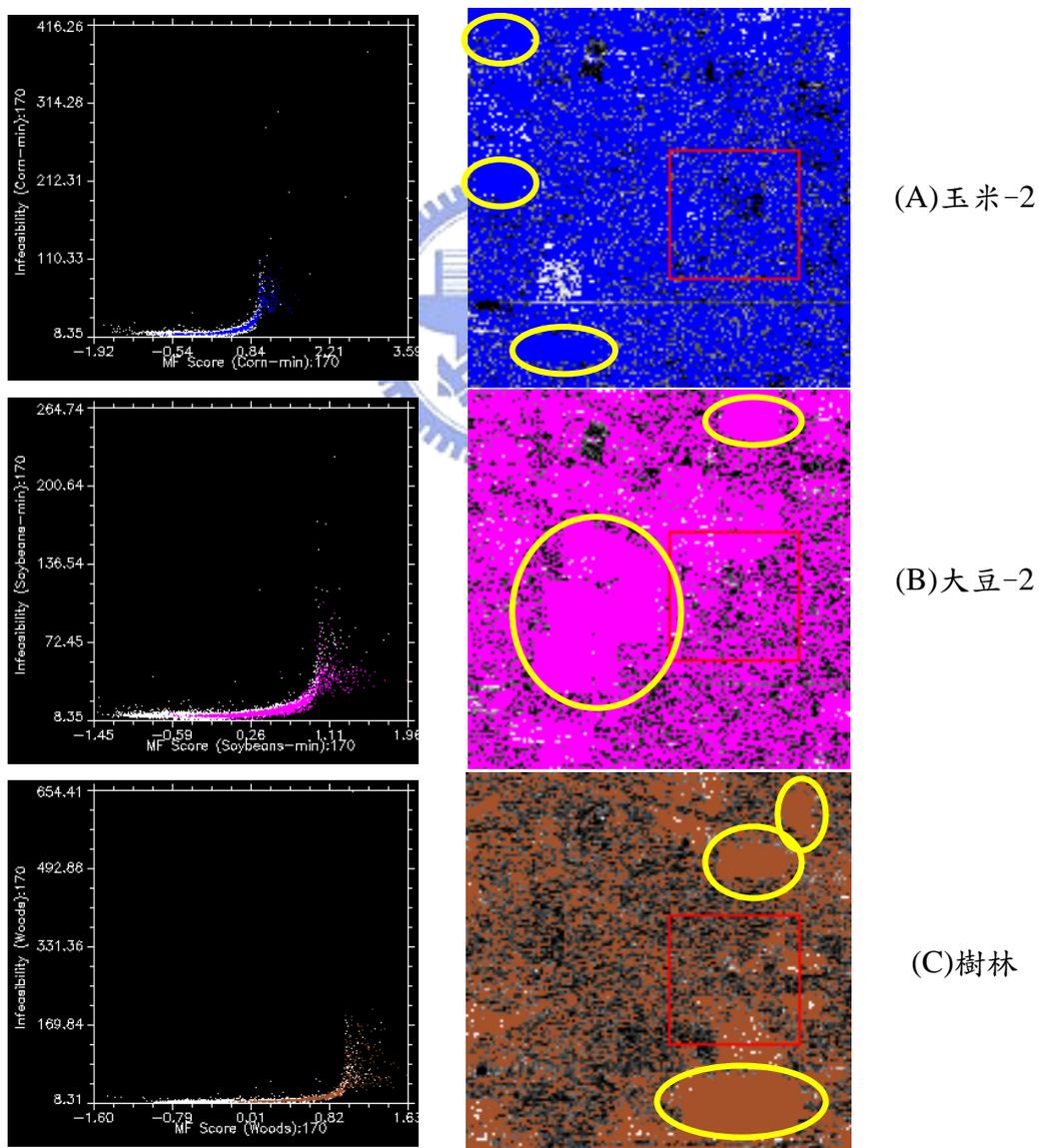


圖3-25 玉米-2等三類別之地真資料溢散現象(波段數170)

### 3-9 分類成果分析與比較

(1)在 3-5 節中以統計為基礎的最大似然分類法，如果訓練樣本數有限時，當波段數增加，則樣本參數估計之可靠性將隨之降低，因而導致分類精度下降。雖然波段數增加可以使類別分離度因而增大，但此正面的效果卻被較差之參數估計給稀釋了。實驗的結果亦可發現當波段數增加時，分類精度剛開始增加而後卻往下降，產生了 Hughes 現象。這也表示若要對高光譜資料進行分類，需要有足夠的訓練樣本數，或者是降低資料維度。

(2)高光譜影像經 MNF 後，波段間之相關性已消除，同時影像之所隱含之資訊亦集中於前幾個波段，當選取轉換後之前面幾個波段時，可發現分類精度皆高於採用主軸轉換與特徵選取的方式。此外，在實驗結果中可發現當波段數超過 48 以後主軸轉換後的分類精度高於 MNF 轉換，這顯示經 MNF 轉換後之有效訊雜比排序在前面 48 個波段較為有效。

(3)影像經由特徵選取、MNF 及主軸轉換處理後，當選取之波段數 93 時，最大似然分類法之分類整體精度分別為 47.46%、45.49%、52.47%，*Kappa* 值分別為 0.417、0.402、0.465。此外，經 MNF 轉換後以線性光譜混合求解與匹配濾波之方式其分類整體精度分別為 45.07% 及 65.52%，*Kappa* 值分別為 0.379 與 0.611。由實驗結果可發現當訓練樣本數少(相對於測試樣本數)且波段增加時，線性光譜混合求解的分類精度與最大似然分類法的處理結果相接近；此外，不論影像採用何種特徵萃取方式，其最大似然法之分類精度低於採用匹配濾波之分類精度。

(4)由於高光譜影像具有大量的波段數，當訓練樣本有限時，最大似然分類法易受維度限制的影響。相反的，以光譜混合分析的方式進行分類之處理僅需考量選取之波段數不可小於所選定之類別數加 1，其餘並不受波段增加的限制影響。且由實驗結果發現，線性光譜混合求解法隨著波段數的增加，分類的精度亦趨於穩定且變化差異性小；而匹配濾波的方式雖隨波段數增加分類精度可達穩定

狀態，但也產生逐漸緩慢下降趨勢。

(5)由實驗結果可發現光譜混合分析中之匹配濾波的分類精度高於線性光譜混合求解。表 3-2 展示當波段數 170 時，此兩種分類結果之誤授誤差與漏授誤差百分比，表中亦可發現玉米-1 等七種類別其線性光譜混合求解之成果誤授誤差大於 40%、匹配濾波之成果誤授誤差大於 30%(黃色區塊)。分析其原因乃由於以影像中直接選取訓練樣本做為參考光譜，然所選取的像元中並非完全是各類別之純像元，其中亦包含混合像元存在。

(6)透過實驗結果可發現這些具有大的誤授誤差類別，除住宅區外皆都發生在不同生長時期的類別上。由於大豆與玉米等農作物生長過程變化小且緩慢不同，僅利用單一時期影像進行分類，容易造成分類不佳的情形產生。

(7)由 3-8 節可發現，以 MTMF 方式進行光譜混合分析時，若各類別之參考光譜不純、影像經 MNF 轉換後之維度選定不佳或是地真資料的調查不精細等因素，都可能使 MTMF 各類別之地真資料於該類別之 MF 與不可信度分量二維分佈圖中產生溢散的現象，顯示「誤授」之比例無法藉由「不可信度」值有效降低。此一現象亦可由 MF 及不可信度值之二維分佈圖看出。

表 3-2 二種分類結果之各類別的誤授誤差與漏授誤差百分比

類別	線性光譜混合求解		匹配濾波	
	誤授誤差 CE(%)	漏授誤差 OE(%)	誤授誤差 CE(%)	漏授誤差 OE(%)
玉米-1	89.66	59.40	70.61	42.74
玉米-2	78.27	56.00	58.52	43.65
玉米-3	42.55	55.93	37.44	47.21
草	9.64	48.99	17.26	29.44
草/樹	9.11	47.93	17.35	11.38
乾草堆	0.49	16.36	2.98	0.20
大豆-1	69.66	52.89	49.88	36.26
大豆-2	58.45	65.32	35.95	54.01
大豆-3	66.22	67.10	44.46	27.36
小麥	8.11	19.81	13.64	1.42
樹林	9.76	48.53	6.46	19.47
住宅區	40.15	59.21	41.49	25.79
整體精度	45.72%		64.82%	