

第一章 緒論

1-1 高光譜影像簡介

隨著遙測儀器的演進與發展，遙測影像不論是在空間解析度、光譜解析度或是輻射解析度上都有很大的改進，其中從 1980 年代開始發展的成像光譜儀 (Imaging Spectrometer) 使得遙測影像具有更豐富且細緻的光譜資訊，稱為高光譜影像 (Hyperspectral Images)，可以有效提升地物辨識的能力。近幾年來，高光譜遙測的應用領域亦越來越廣泛，高光譜影像的應用包含環境製圖、全球變遷研究、地質研究、沼澤地製圖、通行狀況評估、植物與礦物識別與比例評估、作物分析及海洋生物分析等等 [Harsanyi & Chang, 1994]。

與多光譜影像 (Multispectral Image) 相比較，高光譜影像具有波段數目較多、波段寬度較窄之特性。一般高光譜影像的波段寬度約在 10 nm 左右，因此在 400 nm 到 2500 nm 的光譜範圍中，高光譜影像的波段數目可達二百個以上，而形成一條近似連續的光譜曲線。不同的物質於不同波長時具有不同之光譜反應，而形成所謂的光譜圖樣 (Spectral Signature)，如圖 1-1 所示。土壤 (Soil)、水 (Water) 及植被 (Vegetation) 的光譜曲線形狀即大不相同，此種光譜圖樣的差異性即可做為地物辨識的依據。反之，傳統的多光譜影像，如 Landsat TM 或 SPOT 影像等，因為其波段寬度一般約在 100 nm 左右，故波段數目較少，不易顯示出不同物質之光譜圖樣的差異性，如圖 1-2 所示。因此許多原本在多光譜影像中無法辨識出的地物，在高光譜影像中可以被探測出。相同的，假如礦物成分具有特殊的光譜特徵，利用高光譜影像資料也能將混合礦物或是礦物像元中混有植被光譜的情形，在單個像元內計算出各種成分的比例。

目前常用之高光譜遙測系統有美國太空總署 (NASA) 所屬之噴射推進實驗室 (Jet Propulsion Laboratory, JPL) 所發展的 AVIRIS (Airborne Visible/Infrared

Imaging Spectrometer)空載成像光譜儀，與 Goddard Space Flight Center 所發展搭載於 EO-1 衛星上之 Hyperion 成像光譜儀。此外尚有美國海軍實驗室(Naval Research Laboratory, NRL)的 HYDICE (Hyperspectral Digital Imagery Collection Experiment)儀器。在民間企業方面，目前有 ITRES Research Limited 的 CASI 3 (Compact Airborne Spectrographic Imager)與 SASI (Shortwave Infrared Airborn Spectrographic Sensor)及澳洲 Integrated Spectronics 的 HyMap，各個儀器之特性如表 1-1 所示。

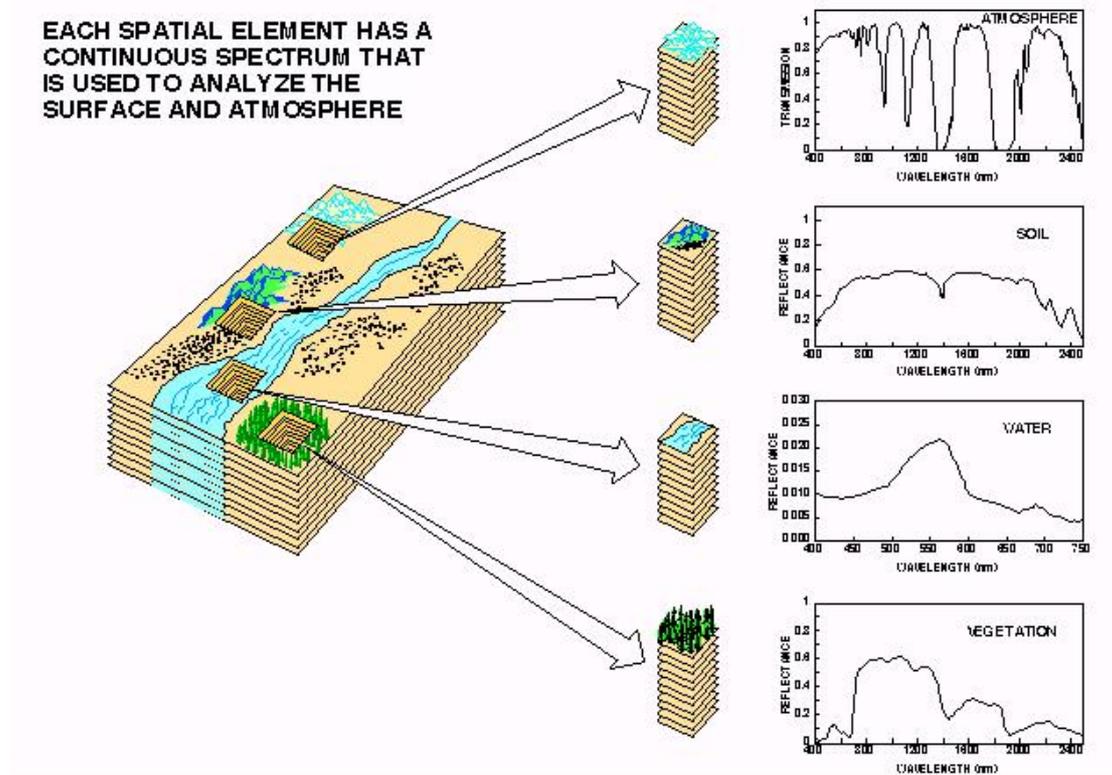


圖1-1 遙感探測中高光譜技術概念圖[JPL (A), 2003]

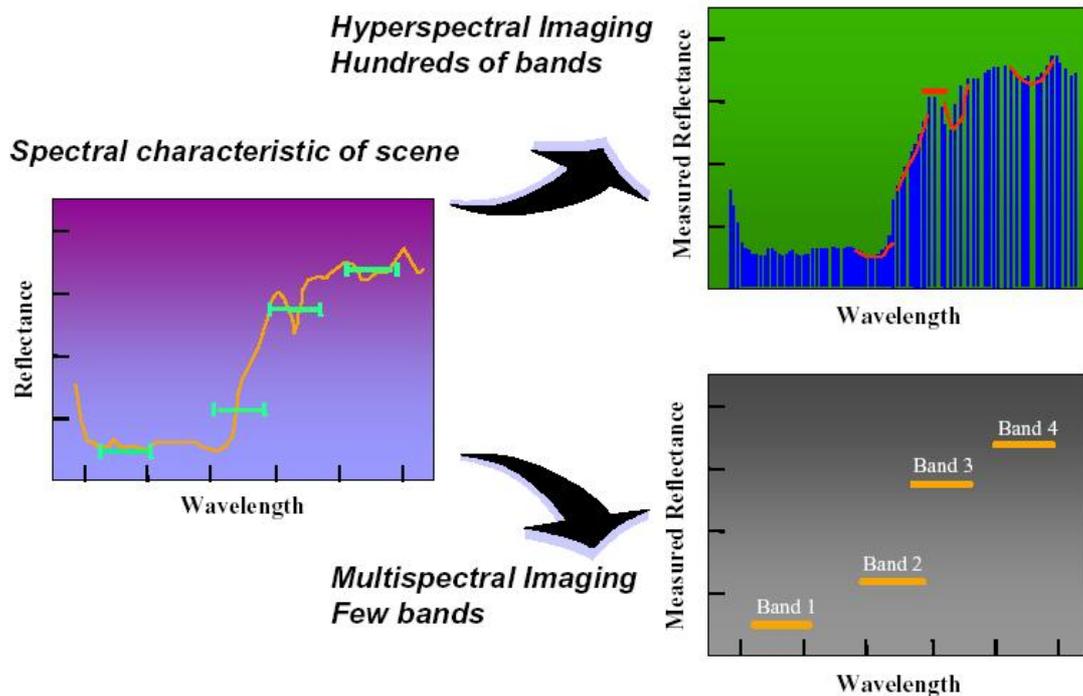


圖1-2 高光譜與多光譜特性描述[EO-1, 2003]

表 1-1 目前已有之高光譜成像光譜儀

感測器	型式	波段數	光譜範圍 (nm)
AVIRIS	空載	224	380-2500
Hyperion	星載	242	400-2500
HYDICE	空載	210	400-2500
CASI 3	空載	最高228	400-1050
SASI	空載	160	900-2500
HyMap	空載	100至200	VIS, NIR, SWIR, MWIR, TIR

1-2 分類方法基本概念

遙測影像之分類方法可概分為應用統計原理進行分類者，與應用光譜比對 (Spectral Matching) 原理者兩大類。依是否使用已知訓練樣本區進行分類，統計分類方法又可分成監督式 (Supervised) 及非監督式 (Unsupervised) 分類兩種。此外，

近年來模糊理論(Fuzzy Theory)的提出，使得分類的方式有了新的發展，亦可概歸於統計分類方法。以下僅就不同的分類法概述之。

1-2-1 應用統計原理進行分類

1-2-1-1 監督式分類(Supervised Classification)

利用已知的各地物類別作為訓練樣本，稱為訓練區(Training Areas)，並計算各訓練區所含樣本之光譜統計值，作為影像資料分類之依據，再對整體影像以逐像元方式進行空間群落分析予以歸類。監督式分類法主要可分為三個階段，即(1)訓練階段：依所需求類別選取訓練區，並計算其光譜統計值；(2)分類(Classification)階段：根據每一訓練區樣本之光譜統計值，將影像中每一像元依照某個特定的辨識函數(Discriminant Function)予以分類；(3)輸出(Output)階段：將結果以主題圖(Thematic Map)型式、不同覆蓋類型的分類統計表或適用於地理資訊系統(GIS)的記錄方式輸出[Lillesand & Kiefer, 2000]。依照辨識函數或判斷法則的不同，常用的監督式分類方法有最短距離分類法(Minimum Distance Classifier)、高斯最大似然分類法(Gaussian Maximum Likelihood Classifier)、光譜角映射法(Spectral Angle Mapping, SAM)、平行六面體分類法(Parallelepiped Classifier)及 Mahalanobis 距離分類法等。其中高斯最大似然分類法為最常使用的監督式分類方法，其假設所有類別資料皆具有高斯常態分佈特性，因此訓練樣本的統計值即為光譜平均值(Mean)及其協變方矩陣(Covariance Matrix)，而辨識函數則說明某一像元屬於某一類別之似然度，根據似然度之大小即可進行分類。

1-2-1-2 非監督式分類(Unsupervised Classification)

由於並非所有的遙測影像都能在事先得知或取得地面上實際之覆蓋情形與各類別之光譜反應值，故實際上運用監督式分類方法對遙測影像進行分類會有所困難，此時非監督式分類方法便提供了另一種選擇。非監督式分類可以依據事先

給定的類別個數以及多個波段之影像像元灰度值，利用數值迭代的方式將影像分類成特定個數的叢集(Clusters)，以達到影像分類的目的。

常用的方法包含 ISODATA 及 K-means 兩種方式，其優點只需考慮類別數目及所需之收斂狀況，必要時可以先指定較多的類別數，待分類完成後再將數種叢集予以合併成一類。缺點為其分類之決定完全取決於像元之特徵空間特性，缺乏類別於空間分佈的特性考慮，造成缺乏類別變異度之考量。

1-2-1-3 模糊分類法(Fuzzy Set Classification)

過去的 20 年來，傳統的監督式分類或非監督式分類法已成功地應用在多光譜影像的分析上[Lillesand & Kiefer, 2000]。然而實際影像中的地表特徵通常非常複雜，而上述傳統的分類方法係以一個像元一個類別的方式來分類，對於單一像元內具有混合地物的情形並不恰當[Chen, 1999]。近年來，由於模糊理論的提出使得這個問題得以解決。模糊的基本概念為某一實體(Entity)係由許多類別所組成，各類別所佔的比例可由隸屬度(Membership)來描述，此正好符合混合求解的觀念[Schowengerdt, 1997]。目前常使用模糊演算法有模糊監督式分類法(Fuzzy Supervised Classification)，及模糊 C-Means 叢集法(Fuzzy C-Means Clustering, FCM)。模糊監督式分類法假設在單個訓練區中的訓練樣本係由多種物質所組成的，其混合比例可以由隸屬函數(Membership Function)加以規定，並計算加權模糊平均值與協變方矩陣(Weighted Fuzzy Means and Covariances Matrix)。最後再利用最大似然分類法計算每一個像元的類別隸屬度，即完成分類。至於 FCM 叢集演算法則與 K-Means 演算法非常相似，兩者的差異在於將 FCM 將特徵空間利用各離別之隸屬度分割成模糊區域(Fuzzy Regions)，而達到模糊分類的目的。

1-2-1-4 Hughes 現象

傳統監督式分類法其分類或判斷的標準依賴已知的訓練樣本，其分類成果易受訓練樣本數目、分類法則之複雜度及資料的維度所影響[徐百輝，2003]。以往

由於多光譜所含的波段數較少，相對的對於訓練樣本數的要求也較低。然而隨著成像光譜儀的出現，使得不僅在訓練樣本的選取上需細心外，也因為維度的增加，訓練樣本數的要求也越高。Hughes [1968]曾以模擬數據說明資料維度、訓練樣本數與分類精度間的關係，如圖 1-3 所示。當訓練樣本數 m 為有限時，剛開始分類精度隨特徵數(光譜波段或維度)增加而增加，但一旦達到某一特徵數時，分類的精度則呈現下降趨勢，使得精度曲線形成峰狀；且當 m 增加時，分類精度曲線之最大值有往上並且往右移之趨勢，此稱為稱之為峰值現象(Peaking Phenomenon)或 Hughes 現象(Hughes Phenomenon)。

Hughes 現象說明了當特徵數增加時，傳統的統計分類方法有較差的分類效率。其主要原因是，當對已知訓練區進行統計參數估計時，其可靠度與訓練樣本數對資料維度之比率有關，當特徵數增加時，描述類別之訓練樣本數也必須隨之增加，如果樣本數目不能滿足高光譜影像維度之需求時，那麼參數估計就會變成不可靠，因而導致分類精度下降(如圖 1-4(a)) [Hsieh & Landgrebe, 1998]。雖然特徵數增加可以使類別分離度(Class Separability)因而增加(如圖 1-4(b))，但統計參數的估計可靠度卻較低更多。依據實驗結果，當特徵數增加，分類精度剛開始增加而後卻往下下降(如圖 1-4(c))。

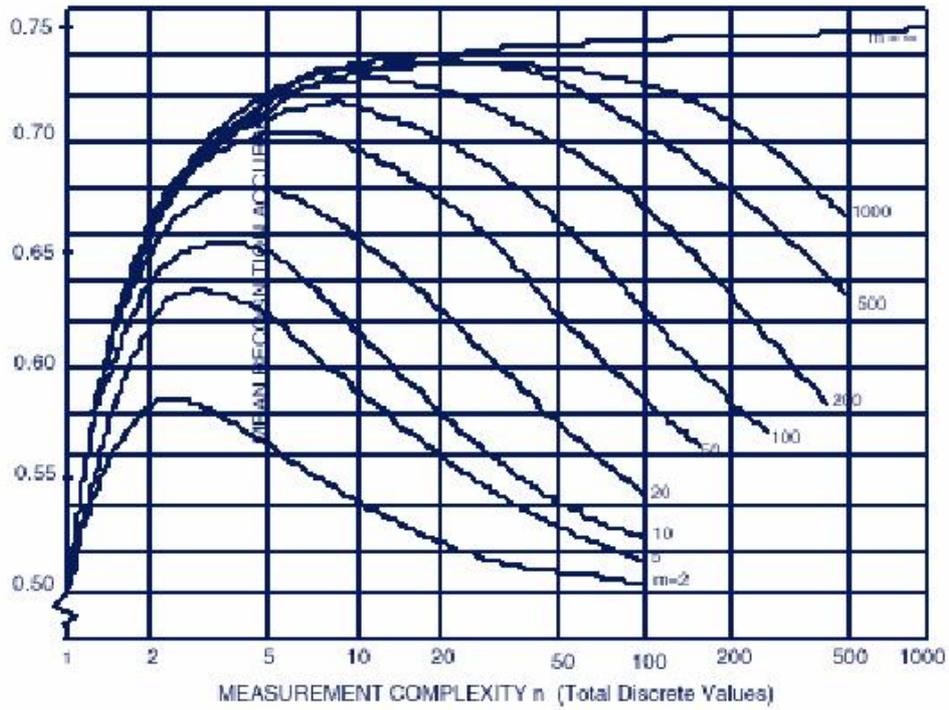


圖1-3 當不同訓練樣本數時，平均辨識精度之變化情形[Hughes, 1968]

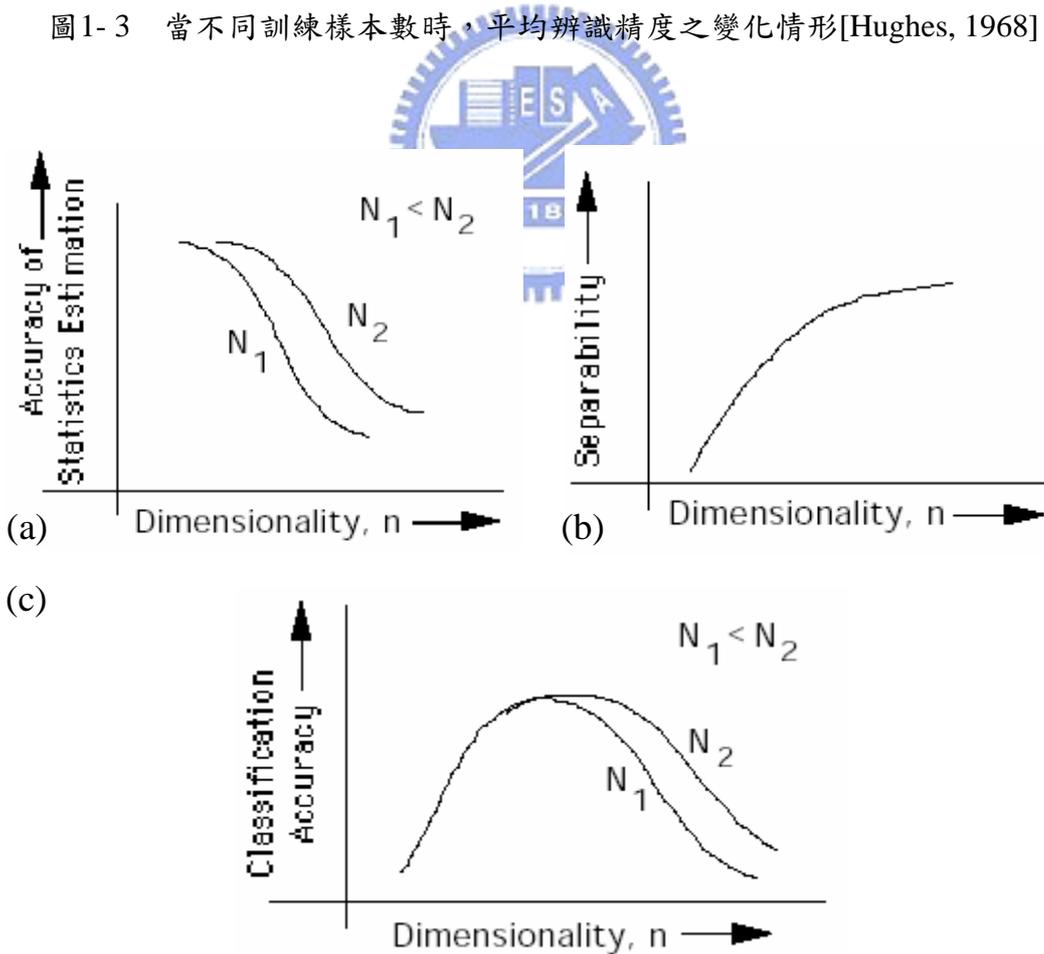


圖1-4 Hughes現象說明(N_1 及 N_2 為樣本數) [Hsieh & Landgrebe, 1998]

1-2-2 光譜混合分析基本原理

傳統的遙測影像分類往往是將一個像元分類為一種類別，但就實際情況而言，遙測影像由於空間解析度的限制，一個像元相對於地面瞬時視角(Ground Instance Field of View, GIFOV)通常涵蓋多種不同的地類物，因此該像元之光譜反應值為各種不同地物的光譜反應以非線性的方式疊合而成，此即為像元光譜混合(Spectral Mixing)。此外，遙測影像通常必須經後續幾何糾正的處理，而於幾何糾正中不可避免的必須對原始影像進行重新取樣(Resampling)的動作，若取樣後像元之灰值經由相鄰影像灰值內插所得，則結果亦造成額外的空間混合(Additional Spatial Mixing)現象[Schowengerdt, 1997]。再者，儀器之光學限制，如感測器之點散函數基本特性亦是造成混合像元的原因。自然界中每種物質因其本身所含之化學成分不同，故各具有其獨一無二的光譜特性，根據此光譜唯一性，光譜混合求解方法(Spectral Unmixing)利用已知的參考光譜及高光譜資料之高維度特性辨識出每個像元所含不同物質之成分，因此提供了描繪次像元之特徵與不同物質比例的能力[Aspinall et al., 2002]。一般常見的方法有線性光譜混合求解法(Linear Spectral Unmixing)、匹配濾波法(Matched Filter, MF)及混合調協匹配濾波法(Mixture Tuned Matched Filter, MTMF)等等。

1-2-2-1 線性光譜混合求解法(Linear Spectral Unmixing)

線性光譜求解法係假設每個影像像元內的光譜反應值為該像元類不同物質光譜反應之線性組合(Linear Combination)，利用線性方程式可以求解出各類別相對的含量比例。在使用此方法時所有類別總數必須小於影像光譜的波段數，且必須已知影像中所含的全部類別的參考光譜值(Endmember)，因為在線性光譜混合求解的模式下，如果像元內的主要類別被移除則次要類別將取而代之，如此將導致不正確之分類結果。

1-2-2-2 匹配濾波(Matched Filter)

ENVI 中匹配濾波方法乃以 Harsanyi & Chang [1994]與 Boardman et al. [1995]所提為其原理基礎，利用使用者所定義之類別為參考光譜，進行部分混合求解(Partial Unmixing)以估算使用者所定義之各類別的比例含量，並抑制未知類別或背景之影響[Aspinall et al., 2002]。此方法最大的優點係由於並不需要知道影像中所有的類別數且僅以單一個類別亦可求解於影像中的比例分量。如此所具之特性有助於當影像中所有類別數無法得知的情況下仍可執行混合求解；相較於線性光譜混合求解法，此方法所求得之結果受未知類別或背景之影響較小。

1-2-2-3 混合調協匹配濾波(Mixture Tuned Matched Filter)

混合調協匹配濾波(Mixture Tuned Matched Filter, MTMF)方法的基礎建構在採用匹配濾波與線性光譜混合求解兩種方法的長處，利用匹配濾波容易計算與在其他類別未知的情況下仍可處理已知類別的特性，並藉由線性混合理論給予其限制[Boardman, 1998；Kruse et al., 2000]。此外利用 MTMF 亦提供不可信度(Infeasibility)之評量，可降低不正確正值(誤授)的發生機率。

1-3 研究目的與動機

在遙測影像的資料中常見亦存在著混合像元的情況，這是由於資料之空間解析度的限制及地面物質具有異質性(Heterogeneity)所造成；亦即當像元內所含的覆蓋超過一種類別時即產生混合光譜的現象。若以最大似然分類法處理，不易克服這種問題；且以此法對高光譜影像進行分類時，隨著光譜波段數或特徵數(維度)的增加，反而需要較大量之訓練樣本作為參數的估計，這將使得分類效率變低。

本研究探討以(1)不同特徵萃取方式之最大似然分類法，(2)經MNF轉換後之影像分別利用不同光譜混合分析方法，(3)影像中直接選取各類別樣本或使用各

類別之純像元，進行光譜混合分析。將各種不同方式所得之分類結果進行精度評估與比較分析，並就實驗之結果彙整總結。

1-4 文獻回顧

以統計概念為基礎之傳統分類方法因遙測影像空間解析度限制，容易造成分類精度的不理想。為了改善傳統分類法的問題，可改採用光譜混合分析之方式處理混合像元的問題，且透過實驗證明此方法有助於求解影像中每個像元內各類別之分量比例並改善分類精度。在相關研究方面：(1)植被或土地使用與土地覆蓋：Lu et al. [2003]以亞馬遜河地區之 Landsat TM 影像，利用陰影、土壤及綠色植被等三種類別，應用線性光譜混合分析的方法進行分類，這是由於在此區域內植被錯綜複雜且種類繁多，若以最大似然分類法(MLC)進行分類其精度不佳，成果顯示以線性光譜混合分析之分類精度優於最大似然分類法。(2)變遷偵測：Ustin et al. [1998]利用綠色植被(GV)、無光合作用植被(NPV)、土壤及陰影等四種類別，以光譜混合分析方法研究美國加州海岸不同季節時參考類別之分量比例，藉由比較季節植被圖樣變化情形作為季節變遷之監測。Small et al. [2000]利用低反照率建物、高反照率建物及植被等三種類別，以光譜混合分析方式進行紐約都市地區因時間變遷影響之植被監測。(3)都市地區植被之判識：Small [2001]利用線性混合模式針對紐約與加州兩都市地區，各分別以 AVIRIS、Landsat ETM+及 IKONOS 等影像進行研究與分析，發現許多都市地區皆可以三種(低反照率建物、高反照率建物及植被)或四種光譜類別的混合模式描述之，且都市內之植被覆蓋區域亦可判釋；另外，Small [2003]利用全球 14 個都市地區之 IKONOS 影像，以低反照率建物、高反照率建物及植被等三種類別的混合模式，同樣採光譜混合分析進行研究。除此之外，Adler-Golden et al. [2002]亦利用反覆的 MTMF 方式處理 AVIRIS 與 HyMap 影像資料中所含之雲與建築物的遮蔽陰影，透過研究的結果發現可有效的降低影像中陰影遮蔽的情況。

國內相關研究有：莊雲翔[1999]利用線性混合模式分析 SPOT 衛星影像中雲

層、非雲層及陰影等類辨識，並且獲得各類別之分量影像；再以 ISODATA 分類法針對分量影像中的像元加以分類，藉由此方法可得到雲和陰影的分類影像，研究最後顯示辨識成果相當不錯。徐百輝[2003]利用小波轉換其多層解析度及時不變的特性，使其具有偵測局部訊號結構的能力，提出數種以小波理論為基礎的特徵萃取方法，以獲得對高光譜影像分類有用之光譜特徵。實驗結果顯示以小波理論所萃取出的光譜特徵確實可以有效降低高光譜影像的資料維度，同時保持影像分類之精度；此外連續小波方法亦可以有效地萃取出大氣吸收帶特徵的位置。張陽郎[2003]以貪婪模組特徵空間與布林濾波器等兩種方式處理高光譜影像分類，並以前項方法作為後項方法之前處理步驟；此外將兩種方式加以推演修正後，應用在解決高光譜與合成孔徑雷達影像資料融合的問題上。最後印證此方法非常適用於高維度資料分類的特性。

1-5 論文架構

本論文共分為六章，各章節主題說明如下：

- 第一章 緒論：敘述監督式、非監督式、模糊理論及光譜混合分析等分類的概念、研究動機與目的、文獻回顧與論文架構。
- 第二章 高光譜影像分析方法之回顧：依分類處理流程分別說明協變方矩陣與相關矩陣分析、轉換分析、類別選取方法、光譜圖庫、線性光譜混合求解、匹配濾波與 MTMF 之原理及分類精度評估之方法。
- 第三章 光譜混合分析與最大似然法之比較：利用普渡大學的 AVIRIS 影像分別以最大似然分類法與光譜混合分析之方法進行測試與比較。
- 第四章 MASTER 系統與影像資料說明：分別闡述 MASTER 任務、成像光譜儀的諸元特色、影像光譜標準偏差值及各波段間的相關矩陣與協變方矩陣分析。
- 第五章 MASTER 影像之光譜混合分析：利用影像上直接選取各類別樣本與 n 維視覺化方式選取純像元兩種方式，分別以最大似然法及光譜混合分析

進行分類比較及分析。

第六章 結論與建議：針對本論文所做實驗成果進行說明與討論。

