

行政院國家科學委員會專題研究計畫 成果報告

子計畫一：台灣山地地區土地利用時序資料庫建立之研究 (IV)

計畫類別：整合型計畫

計畫編號：NSC93-2621-Z-002-028-

執行期間：93年08月01日至94年07月31日

執行單位：國立臺灣大學地理環境資源學系暨研究所

計畫主持人：蔡博文

計畫參與人員：朱健銘

報告類型：完整報告

處理方式：本計畫可公開查詢

中 華 民 國 94 年 10 月 30 日

目錄

第一章 緒論	1
第一節 前言	1
第二章 影像分類方法	3
第一節 傳統的分類方法	3
第二節 決策樹分類方法	5
第三章 研究方法	7
第一節 研究區及相關資料說明	7
第二節 分析及分類流程	11
第四章 研究成果與討論	15
第一節 決策樹影像分類準則及分類結果	15
第二節 影像正確性評估	18
第三節 討論	20
第四節 研究成果比較	23
參考文獻	25

第一章 緒論

第一節 前言

台灣地區土地利用資料庫的建立，過去著重在於人口聚集的平地地區，包括農林航空測量所、內政部地政司等政府單位及部分研究單位所建立之土地利用資料庫。蔡博文（1999，2000，2001）受國科會經費補助的研究中統整完成時間尺度長達 100 年的平地地區土地利用資料庫。然而，佔台灣大多數面積的山區，受限於經費及時間的限制，已經建置的土地利用資料庫並不多，全面性的資料庫以林務局的第二次（1972-1977）、第三次（1990-1993）森林資源調查最為完善。

目前平地地區的土地利用資料建置，是以航照為主要來源，將飛機拍回的航照經過處理後，以人工的方式判識土地利用類型。航照的優點是空間解析度高，人工判識土地利用的正確性高；缺點是涵蓋範圍小，對於廣闊的山區需要大量的航照才能完全涵蓋，處理費時費力，因此建立山區土地利用資料庫必須尋求其他管道及方法。

近年來由於地理資訊系統（Geographic Information System，GIS）及遙感探測（Remote Sensing）的發展，許多地區及國家都以衛星遙測作為建置廣大地區土地利用資料庫的來源。台灣山地地區地形陡峻，人為開發活動多，自然森林與人為開發的土地利用交錯其中，均質的土地利用坵塊比起其他國家的山區或森林地區小很多，以資源衛星進行山區土地利用判識的精度也比較低。在蔡博文（2003）年的國科會研究報告中，以 SPOT 5、ASTER、Landsat 7 三種資源衛星進行非監督性及監督性分類來建立陳有蘭溪部分流域的土地利用資料庫試驗中，發現林木地與果園

容易產生混淆，例如研究區內長年的梅園，過於茂密的枝葉，從光譜的分析上很難區分出是林木地還是果園。此外，以空間解析度最高的 SPOT 5（10 米解析度）進行分類時，除新中橫公路比較寬廣的路面外，其餘山區的產業道路或其他支線道路都難以分辨。雖然目前已有公分級的高解析度衛星影像，然而解析度的高低與處理的成本及時間直接相關，因此以 SPOT 5 及 Formosa II（8 米解析度）進行山區土地利用分類應為最理想之影像來源。因此本研究延續蔡博文（2003）的研究資料，希望從方法上改進，期以增加土地利用判識的精度。

第二章 影像分類方法

第一節 傳統的分類方法

從光譜的分類方法中可以分為兩大類：非監督性 (unsupervised) 及監督性 (supervised) 分類方法。非監督性的分類方法，依照事先給定的類別數目及各像元的光譜值，以數值統計方式迭代 (iterate) 將影像將影像分群 (clusters)，再利用光譜特性及空間分佈特性，以人工的方式輔助判識各群分屬於何種土地利用類別，達到影像分類之目的。

非監督性的影像分類方法常用的有 ISODATA 及 K-means 兩種方法，ISODATA 採用光譜空間內的歐基里德距離 (Euclidean Distance) 作為相似指標 (Similarity Measure)，反覆的合併及分類最後達到使用者訂定的標準。K-means 同樣也採用歐基里德距離作為相似指標，但是 K-means 是計算每一個像元與其所屬的群集中心之間距離總和最小，而非 ISODATA 以兩群集中心的光譜距離判斷是否合併。(葉志聖，1995)

非監督性分類方法的優點是使用者不需要事先知道或取得實際地面上的光譜值資料，僅需考慮類別個數及收斂的條件。經常性的作法是指定較多的類別數後，分類完成後再進行合併的動作。分類的結果完全取決於光譜空間之特徵，使研究者得以迅速得到初步分類之大概情形，但其優點也是其缺點，由於光譜特徵上並無空間分佈之特性，再加上加入了許多人為合併的判斷結果，會因為不同的分類類別數及參數而得到不同的結果 (郭麟霖，2000)。

監督性的分類方法常用的有：最短距離法 (Minimum Distance Classifier, MDC)、最大概似法 (Maximum Likelihood Classifier, MLC

)及光譜映角法 (Spectral Angle Mapping, SAM)。其方法皆是由已知類別的地物光譜作為影像分類的基礎，先取得測試類別樣本的光譜圖樣 (signature)，再以逐項元的方式比較各像元光譜向量與已知的光譜圖樣的分離度差異，將分離度小者歸於該類別。其對分類成果的類別容易掌握，可以將相近的光譜藉由不同的光譜圖樣分類而分離，不會造成像非監督性分類中將光譜值相近的分在同一群，因此一般監督性分類方法的成果優於非監督性分類方法。其缺點是必須事先知道土地利用類別的空間分佈，才能選取正確的光譜圖樣，且光譜圖樣的選取是否能夠涵蓋分類區內各類別的光譜特徵成為誤差的原因之一。

除光譜分類法外，還有次像元分類法 (subpixel classifier)，分離各像元內所佔地物光譜的組合，得到每個像元內各種地物所含的比例或出現的機率，用以判別各像元分屬於何種類別。此種分類方法必須得到影像中所有地物類別的光譜資料，在分類方法成果上才會有比較好的成效 (郭麟霖, 2000)。在本研究中，並無法得知研究區內各地物類別的純光譜值資料，因此並不適用於本研究中，在此不多討論。

第二節 決策樹分類方法

決策樹分析法是一種歸納式的學習分析法，是一種對數據進行分類或劃分的方法，基本原理是透過遞迴演算法將資料拆成一系列的區隔，並以樹狀的結構表示。以常用的二元決策樹為例，是由一個根節點與兩個不相交的二元樹組成，相對於根節點可分為左子樹及右子樹，每一個子樹由 n 個節點組成，又可分為內節點及終節點，每一個內節點都是一次的決策函數判斷式，將資料依據函數分類分為「是」與「否」兩類，直到最後產生類別變量的終節點且不再有分支為止。而這些決策函數判斷式的集合就是產生各終止節點的準則集合。

因為決策樹可以針對資料庫進行資料分析獲得各項事物出象的準則，因此在企業界經常被用來分析挖掘消費行為及市場區隔等等，Berry (1997) 指出決策樹吸引人的地方在於決策樹的分析結果可以用文字或圖表的方式產生規則，讓人容易理解，或者是轉化成為 SQL 等資料庫語言，可以搜尋特定準則類別的資料記錄。其具有下列優點：

- 1、產生易於瞭解的規則，可轉化成為文字或 SQL 查詢語言。
- 2、計算方法簡易，可以透過簡單的計算就可以得到決策樹的決策成果。
- 3、擅於處理連續性及類別變量。
- 4、提出分類及預測時重要的變數（節點）為何。

但是其缺點則是：

- 1、不太適用於估計性的工作。
- 2、處理大量類別時容易錯誤
- 3、容易分出過多規則。
- 4、決策過程容易受到資料缺失影響。

5、訓練成本大。

6、無法考量所有相關屬性。

但是決策樹資訊提取方法具有簡單、明確、直觀的分類結構，並不需要像 MLC 一樣進行資料分佈的評估，即可利用原始波段和其他相關資訊，把複雜地物分佈現象劃分為一個個相對簡單的準則，針對不同地物分類目標選擇最佳波段組合和特徵參數，避免一次提取多種類別的困難。Swain & Hauska (1977) 就提出了決策樹分類器，爾後學者將此方法應用於遙測土地分類的測試 (DeFries et al., 1995; Hansen et al., 1996; DeFries et al., 1998; Friedl et al., 1999; Brown de Colstoun et al., 2003)

決策樹的發展歷程它最早產生於 20 世紀 60 年代，是由 Hunt 等人研究人類概念模式時建立的學習系統 (CLS, Concept Learning System)。爾後分別有 Quinlan (1986) 提出的 ID3 演算法。1975 年和 1984 年，分別有人提出 CHA ID (Chi-squared Automatic Interaction Detection) 和 CART (Classification and Regression Tree) 演算法。Quinlan (1993) 本人以 ID3 法為基礎研究出 C4.5 與 C5.0 演算法，新演算法在對預測變數的缺失值處理、剪枝技術、派生規則等方面作了較大改進，C5.0 是 C4.5 的改良，增加對資料類別的使用能力 (Quinlan, 1993)。

決策樹演算法很多，可實現的軟體也很多，常被應用的軟體有 SAS/EM、CART、See52、KnowledgeSEEKER、KnowledgeSTUDIO、BusinessMiner、Decision series 及 SPSS Clementine 等。

由於決策樹演算法可以加入影響土地利用分佈的空間輔助資訊以及產生明確的分類規則，因此本研究將採用此方法來進行土地利用分類研究。

第三章 研究方法

第一節 研究區及相關資料說明

本次研究主要目的為試驗決策樹分析法用於山坡地地區衛星影像土地利用分類上的優劣，並與蔡博文（2003）的研究成果進行比較，因此在研究區的選擇上與衛星影像資料上採取相同的研究範圍及影像。

一、研究區：

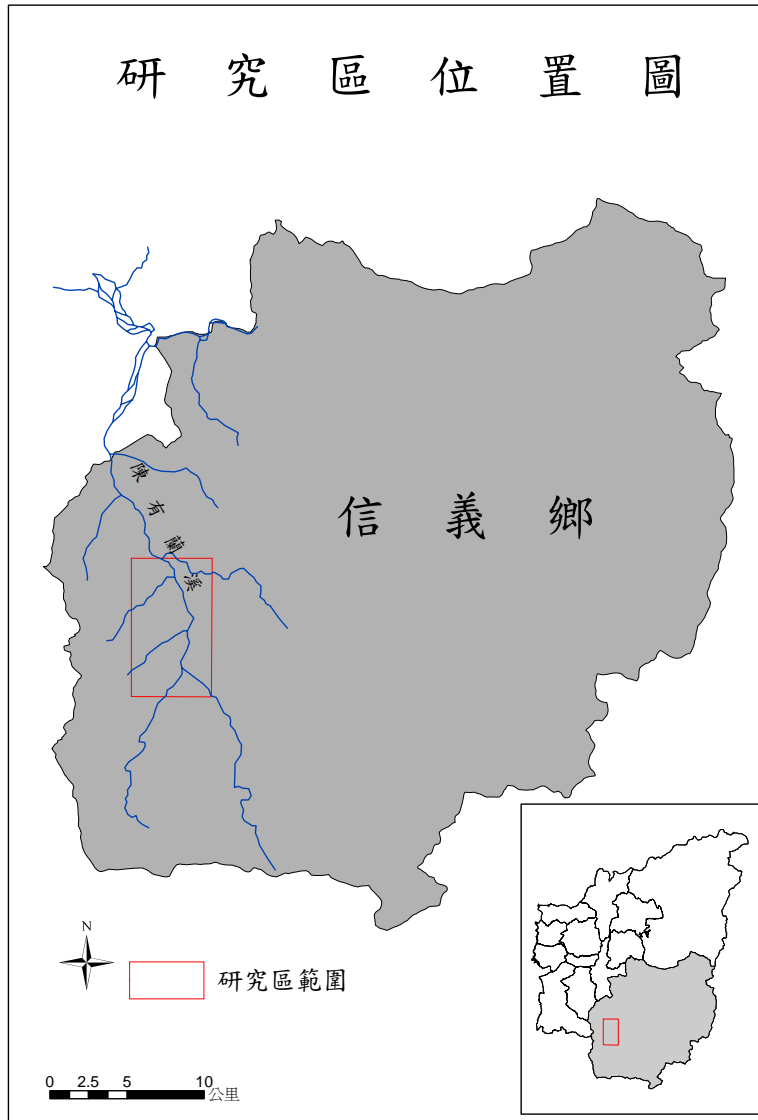
研究區位置位於南投縣信義鄉陳有蘭溪流域中游地帶，北自豐丘村，南自和社一帶，面積約為 62.15 平方公里（圖 1）。區內高度最低為海拔 529 公尺，最高為 2236 公尺，氣候隨海拔高度概分為副熱帶及溫帶季型氣候，平均氣溫約為 18°C 因此當地的土地利用由副熱帶的果樹至溫帶水果皆有種植。自然植被方面主要為 1800-2500 公尺的檜木林帶，以紅檜、扁柏為代表，大致是針、闊葉林混生地帶。1800 公尺以下，為常綠闊葉林，經由多年的開墾，大部分地區為人造林或次生林相。本區的土地利用類別相當豐富，主要為果園、旱作、聚落、道路、墳墓及崩塌地區等等。

二、影像資料

在本研究中，採用空間解析度較高的資源衛星 SPOT 5 的影像，影像資料購自中央大學太空遙測中心，已經經過完整的處理程序，包括輻射校正、座標轉換、幾何校正、正射化等前處理流程，影像屬性如表 1。

表一：SPOT 5 影像資訊

影像種類	Spot 5
影像時間	2003.05.31
波段	Band 1.2.3.4
空間解析度	10
影像大小	512 × 1109



圖一：研究區範圍示意圖

三、光譜資料轉換

將原始四個波段的光譜資訊轉換成為偵測植生的兩個主要指標：

1、植被比指標(Vegetation Index：VI)

用近紅外光(NIR)和紅光(Red)波段比，稱為植被比指標 (VI)。依植物反射紅外光、吸收紅光的特性，VI 值大者表示植生量豐富，反之則表示植生量很少甚或沒有植物覆蓋。研究區主要是山坡地地區，而植生覆蓋狀況說明土地利用現況，因此將原始光譜轉換成 VI 指標可減少分析過程中投入的變數量。

$$VI = NIR / Red$$

2、正規化差分植生指標(Normalized Difference Vegetation Index：NDVI)

正規化差分植生指標 (NDVI) 是常用的植生指標，是植物生長及植被密度空間分佈最佳的指標，在許多相關的研究中均採用 NDVI 來進行植被的分類，例如 Loveland et al.(1991)以 AVHRR 影像資料，利用 NDVI 加上氣候、地形、生態等環境資料輔助，建立美洲的土地利用資料庫，其他相關的研究尚有 Defries & Townshend (1994)、Lillesand & Kiefer (2000) 等。NDVI 指標是將紅外光與紅光波段反射值之差值予以正規化轉換，就是以其差值佔紅外光與紅光反射值之總量之比值表示植生量的方法。NDVI 指標的值域介於-1~1 之間，其意義同 VI 指標，指標值愈大表示植生量愈多，反之則否。NDVI 指標與 VI 指標的差異在於 NDVI 指標提供是相對量的比較，免去 VI 指標之受時間和空間差異的影響，其次 NDVI 指標受地形的影響較小，在進行山坡地土地利用分類時，NDVI 指標是相當重要的指標。

$$NDVI = (NIR - Red) / (NIR + Red)$$

四、空間輔助資料說明

空間輔助資料主要是提供衛星影像基本光譜資訊外的其他資訊，用以提供決策樹歸納分析、樣本點選取及正確性檢核。以下說明之：

1、高度及坡度

高度採用農林航空測量所之 40 米見方的數值地形模型 (Digital Terrain Model : DTM)，並以此產生坡度資料層。

2、道路及河流中心線

道路及河流中心線資料抽取至內政部生產的台灣地區一萬分之一像片基本圖。資料生產時間為 1990 年。

3、彩色航空照片

購自農林航空測量所，拍攝時間為 2002 年至 2003 年，空間解析度為 50 公分，主要作為地真資料，用於決策樹所需樣本點的選取及正確性檢核評估。

第二節 分析及分類流程

本研究區內並無近期建立的土地利用資料庫，因此無法從現有資料庫中得到土地利用各類別與各資料層之間的規則，因此必須先從影像中選取訓練樣本點，從訓練樣本點套疊各資料層，得到各樣本點的屬性資料，再進行 C5.0 決策樹分析，得到各類土地利用類別的規則。以決策樹求得的規則進行分類，並輔以彩色航空照片進行正確性評估。流程如圖三。

在土地利用類別方面，本次影像分類土地利用分類類別主要為旱作、果園、林木地、建地、交通用地（道路）、水利用地（水體及河川地）、崩塌地。大部分的類別與蔡博文（2003）分類相同。在交通用地方面，從土地覆蓋上只能分出道路。水利用地方面區分為水體及河川地，因為水體與河川裸露地的光譜反應值差異頗大，無法歸為一類進行。另外墓地及草地在此次分類中，因為面積小並不列入考慮。以下針對分類流程作說明：

一、樣本點選取

從研究區中隨機產生 210 點，剔除掉落在雲區的點後，剩餘 202 個點，並從航空照片中辨識 202 個點分屬於何種土地利用類別。得到結果如表二，分佈如圖二。

表二：樣本類別數

土地利用類別	樣本數
旱作	38
建地	22
果園	29
林木地	41
水體	14
河川地	15
道路	20
崩塌地	23

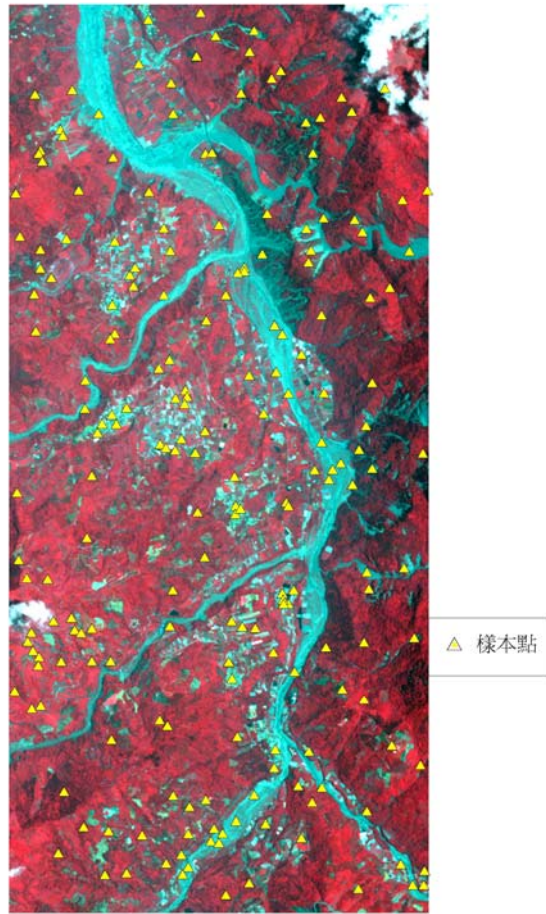
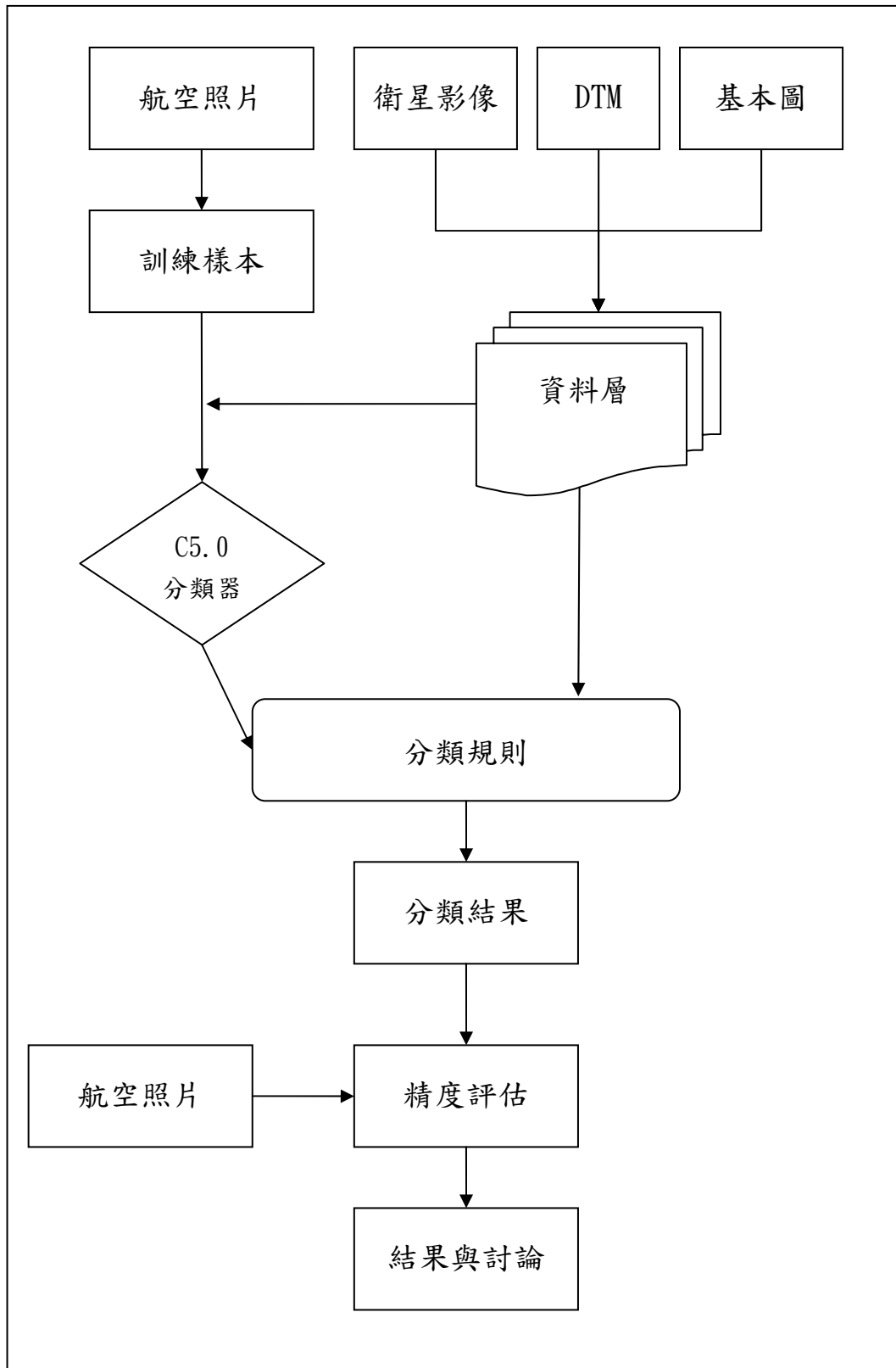


圖 二：樣本點分佈圖

二、資料層建置

本研究首先將影像 512×1109 共 567808 的網格轉換成為點的空間資料層，以網格中心點代表，建立每個點的光譜資料—NDVI 值、VI 值及空間資料—距道路距離、距河流距離、高度、坡度共六個變數，除做為訓練樣本用於 C 5.0 決策樹分類器建立規則的屬性資料外，也是研究區全部網格分類的屬性資料庫。



圖三：研究流程圖

三、C 5.0 決策樹分類器

本研究採用的決策樹分類方法是建立在 Quinlan (1993) 發展的 C4.5 演算法架構上的 C5.0 演算法。採用 SPSS Clementine 8.1 軟體作為工作平台。

四、影像分類

將訓練樣本經由 C5.0 分類器所產生之決策樹的分類規則後，依據此規則將全部資料分類，產生最終目的之土地利用圖。

五、精度評估

在研究區內隨機產生 350 個點，依據彩色航空照片進行人工判識土地利用類別，再與分類結果進行生產者精度評估 (Producers Accuracy)、整體精度評估 (Overall Accuracy)、Kappa 精度評估。

第四章 研究成果與討論

第一節 決策樹影像分類準則及分類結果

202 個樣本經 C5.0 決策分類器分類後得到決策樹如圖四，樹狀規則共 33 枝，經由合併及整理其規則得到 28 條準則，如表三。並以此 28 條準則將全研究區資料層加以分類，求得土地利用分類結果如圖五。

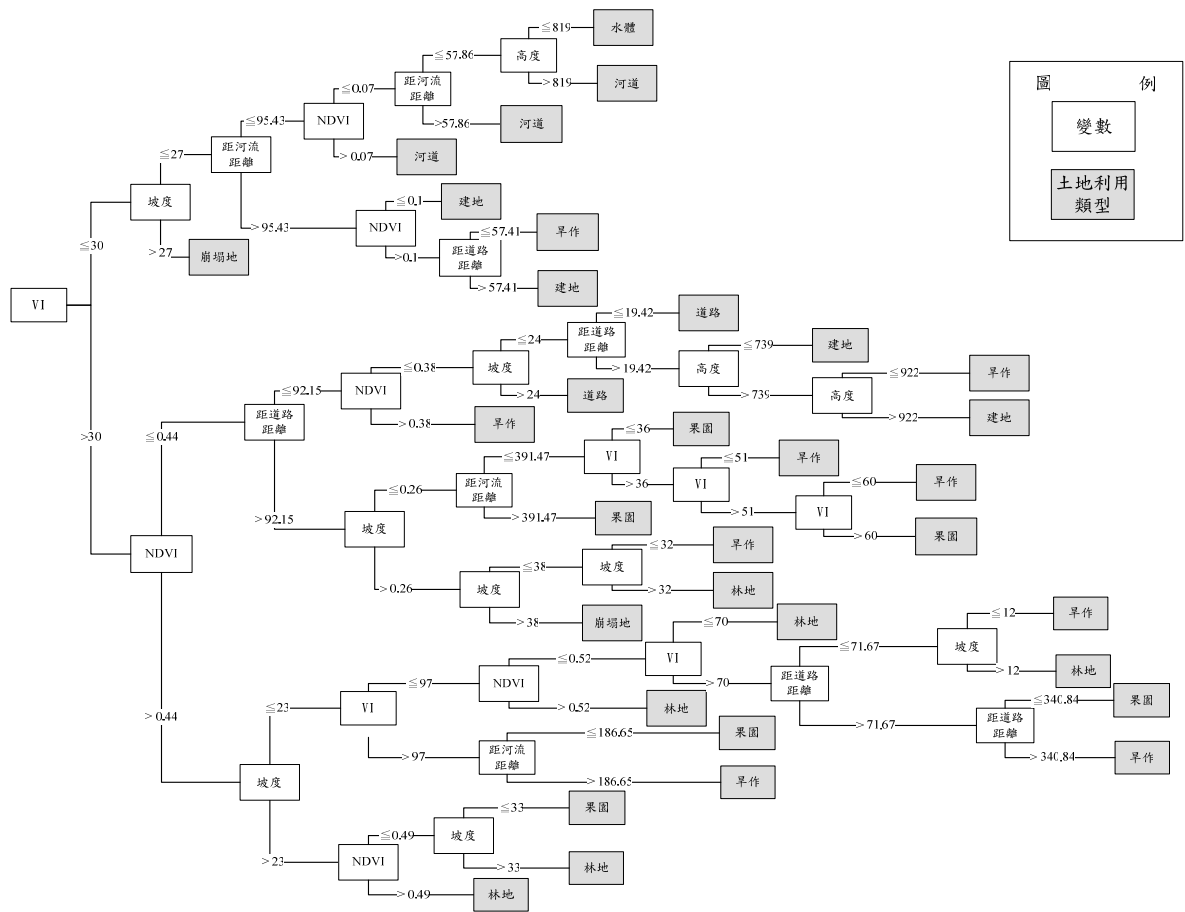


圖 四：分類決策樹。

表 三：各土地利用類別分類準則。

旱作	
準則一	$vi \leq 30$ & 坡度 ≤ 27 & 距河流距離 > 95.43 & $NDVI > 0.1$ & 距道路距離 ≤ 57.41
準則二	$vi > 30$ & $NDVI \leq 0.38$ & $9.42 < \text{距道路距離} \leq 92.15$ & 坡度 ≤ 24 & $739 < \text{高度} \leq 922$
準則三	$vi > 30$ & $0.38 < NDVI \leq 0.44$ & 距道路距離 ≤ 92.15
準則四	$vi > 30$ & $NDVI \leq 0.44$ & 距道路距離 > 92.15 & $26 < \text{坡度} \leq 32$
準則五	$70 < vi \leq 97$ & $0.44 < NDVI \leq 0.5$ & 坡度 ≤ 12 & 距道路距離 ≤ 71.67
準則六	$70 < vi \leq 97$ & $0.44 < NDVI \leq 0.52$ & 坡度 ≤ 23 & 距道路距離 > 340.84
準則七	$vi > 97$ & $NDVI > 0.44$ & 坡度 ≤ 23 & 距河流距離 > 186.65
準則八	$vi > 30$ & $NDVI \leq 0.38$ & 距道路距離 ≤ 92.15 & 坡度 ≤ 24 & 距道路距離 > 19.42 & 高度 ≤ 922
建地	
準則一	$vi \leq 30$ & 坡度 ≤ 27 & 距河流距離 > 95.43 & $NDVI \leq 0.1$
準則二	$vi \leq 30$ & 坡度 ≤ 27 & 距河流距離 > 95.43 & $NDVI > 0.1$ & 距道路距離 > 57.41
準則三	$vi > 30$ & $NDVI \leq 0.38$ & $19.42 < \text{距道路距離} \leq 92.15432$ & 坡度 ≤ 24 & 高度 ≤ 739
準則四	$vi > 30$ & $NDVI \leq 0.38$ & 距道路距離 ≤ 92.15 & 坡度 ≤ 24 & 距道路距離 > 19.42 & 高度 > 922
林木地	
準則一	$vi > 30$ & $NDVI \leq 0.44$ & 距道路距離 > 92.15432 & $32 < \text{坡度} \leq 38$
準則二	$30 < vi \leq 70$ & $0.44 < NDVI \leq 0.52$ & 坡度 ≤ 23
準則三	$70 < vi \leq 97$ & $0.44 < NDVI \leq 0.52$ & 坡度 ≤ 23 & 距道路距離 ≤ 71.67 & 坡度 > 12
準則四	$30 < vi \leq 97$ & $NDVI > 0.52$ & 坡度 ≤ 23
準則五	$vi > 30$ & $0.44 < NDVI \leq 0.49$ & 坡度 > 33
果園	
準則一	$vi > 30$ & $NDVI \leq 0.44$ & 距道路距離 > 92.15432 & 坡度 ≤ 26
準則二	$70 < vi \leq 97$ & $0.44 < NDVI \leq 0.52$ & 坡度 ≤ 23 & $71.67 < \text{距道路距離} \leq 340.84$
準則三	$30 < vi \leq 97$ & $NDVI > 0.44$ & 坡度 ≤ 23 & 距河流距離 ≤ 186.65
準則四	$vi > 30$ & $0.44 < NDVI \leq 0.49$ & $23 < \text{坡度} \leq 33$
準則五	
水體	
準則六	$vi \leq 30$ & 坡度 ≤ 27 & 距河流距離 ≤ 95.43 & $NDVI \leq 0.07$ & 高度 ≤ 819 & 距河流距離 ≤ 57.86
河道	
準則一	$vi \leq 30$ & 坡度 ≤ 27 & 距河流距離 ≤ 95.43 & $NDVI \leq 0.07$ & 距河流距離 ≤ 57.86 & 高度 > 819
準則二	$vi \leq 30$ & 坡度 ≤ 27 & $57.86 < \text{距河流距離} \leq 95.43$ & $NDVI \leq 0.07$
準則三	$vi \leq 30$ & 坡度 ≤ 27 & 距河流距離 ≤ 95.432747 & $NDVI > 0.07$
道路	
準則一	$vi > 30$ & $NDVI \leq 0.38$ & 距道路距離 ≤ 19.42 & 坡度 ≤ 24
準則二	$vi > 30$ & $NDVI \leq 0.38$ & 距道路距離 ≤ 92.15432 & 坡度 > 24
崩塌地	
準則一	$vi \leq 30$ & 坡度 > 27
準則二	$vi > 30$ & $NDVI \leq 0.44$ & 距道路距離 > 92.15432 & 坡度 > 38

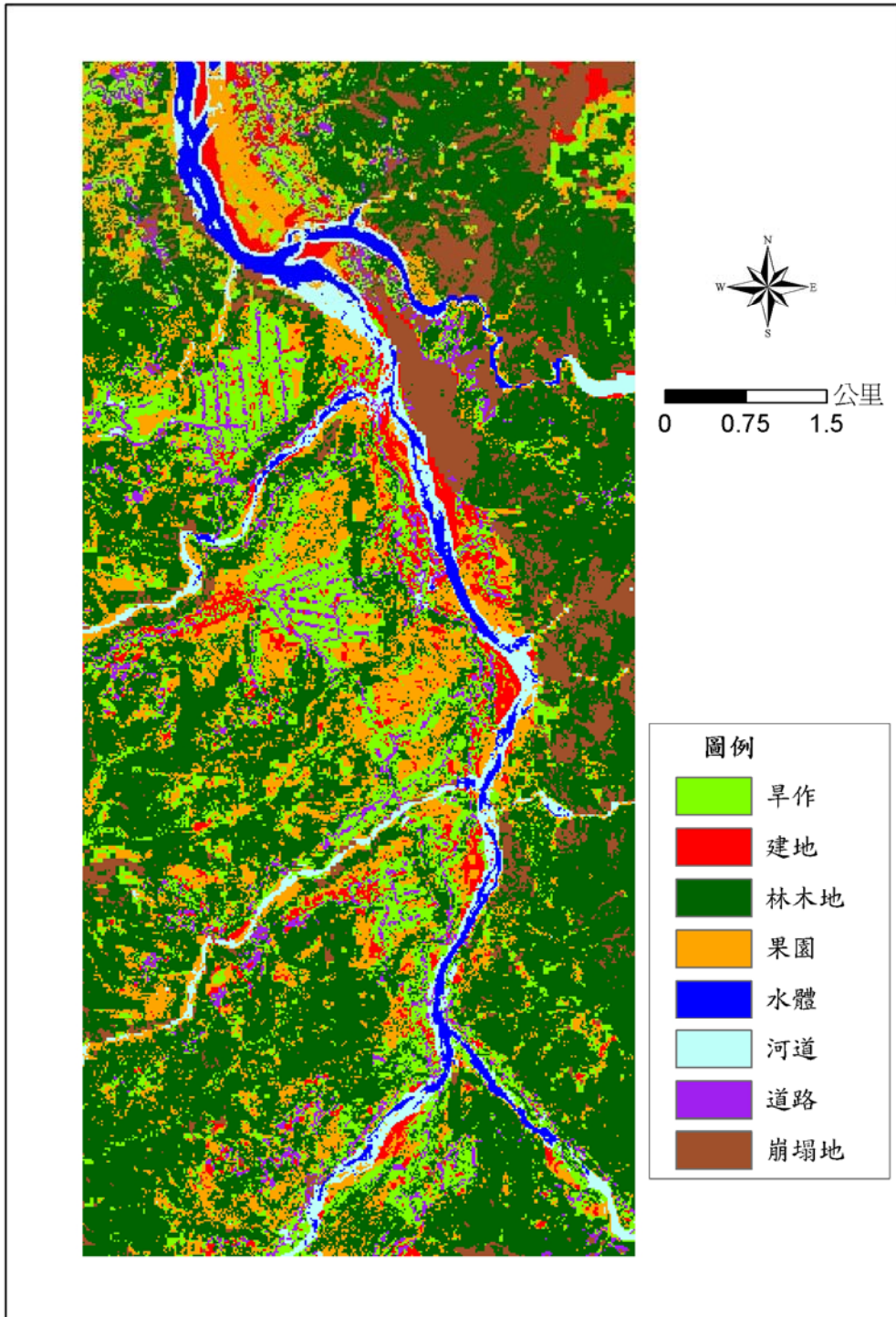


圖 五：分類後土地利用分佈圖。

第二節 影像正確性評估

從影像中隨機選取 350 個點，扣除落在雲及雲影區的 42 個點外，共有 308 個點用以檢核影像分類結果的正確性。檢核點的正確土地利用類別是從農林航空測量所拍攝之彩色數位航照判識得到。影像正確性評估結果如表

表 四：正確性評估表。

檢核點數：308 點								
實際 分類	旱作	建地	林木地	果園	水體	河道	道路	崩塌地
旱作	40	1	3	11	0	0	1	2
建地	3	12	0	2	0	4	0	0
林木地	0	0	97	43	0	0	0	0
果園	7	0	2	34	0	0	0	0
水體	0	0	0	0	0	9	0	0
河道	0	0	1	0	0	10	0	0
道路	2	0	0	0	0	0	13	0
崩塌地	0	0	1	0	0	0	2	8
類別	檢核數 (Reference Totals)	分類數 (Classified Totals)	正確數 (Number Correct)	Producers Accuracy (%)	Users Accuracy(%)			
旱作	52	58	40	76.92	68.97			
建地	13	21	12	92.31	57.14			
林木地	104	140	97	93.27	69.29			
果園	90	43	34	38.78	79.07			
水體	9	9	9	100	100			
河道	14	11	10	71.43	90.91			
道路	16	15	13	81.25	86.67			
崩塌地	10	11	8	80	72.73			
總計	308	308	223					
整體分類正確率 (Overall Classification Accuracy)					72.40%			
類別	Kappa							
旱作	0.63							
建地	0.55							
林木地	0.54							
果園	0.70							
水體	1							
河道	0.9							
道路	0.85							
崩塌地	0.71							
整體 Kappa 值	0.63							

第三節 討論

有別於衛星影像在土地利用判識時經常採用的光譜分類方法，本研究加入了「坡度」、「高度」、「距道路距離」、「距河流距離」四個非光譜的資料進行決策樹分析，從分析的結果可以歸納為下列幾點：

一、從決策樹歸納出的準則觀之：

- 1、 植生指標 VI 是所有樣本點內最先被分離出來的，也說明各土地利用類別中 VI 值的差異度最大。當 VI 值小，表示植生覆蓋度差，在 $VI \leq 30$ 的決策樹分支底下，最後分出類別主要皆為植被反射低的類別，主要為崩塌地、水體、河道、及建地，但在此分支底下，有一組早作的準則，重新檢視樣本點，發現主要是 5 個早作的樣本點是屬於道路旁溫室及棚架的旱田。在 $VI \leq 30$ 的決策樹分支下，NDVI 值也小，此時其他的空間性的因子就是重要的分類準則，例如光譜分類時經常會有崩塌地、建地或河道的誤授情形，在此便可藉由坡度將植生反應低的崩塌地區分出來，而距河流的遠近則可以區分出河道與建地的差異。
- 2、 在植生指標 $VI > 30$ 的的分支底下，多半是與植被覆蓋高的類別有關，例如旱作、果園、林木地等。但是仍然有部分是屬於崩塌地、建地與道路的類別。雖然 VI 大於 30，但是建地及道路受到另一項植生指標 NDVI 限制在 0.38 以下，如前所述 NDVI 值對於山區的陰影效應可以有效的避免，因此 VI 及 NDVI 兩項指標的結合可以避免單一指標產生誤授的情形，也使得建地及道路不因為 VI 值大而產生錯誤的準則。至於崩塌地則是因為陳有蘭溪右岸的崩塌地受到山脈陰影的影響，VI 值大於 30

，而透過 NDVI 及坡度的篩選，仍然可以得到崩塌地的準則。其他果園、林木地、旱作的類別則多是在 NDVI 大於 0.44 的情形下，依據河流距離、坡度、道路距離建立準則。

二、從土地利用類別觀之：

- 1、旱作的分類準則主要是 VI、NDVI、坡度及道路四項變數所控制，光譜資料 VI 除準則一小於 30 外，其餘皆有高的植生反應。空間資料方面，坡度小的旱作分佈距離道路近，坡度大的旱作分佈距離道路遠。分類的誤授情形主要是與建地及果園產生混淆。
- 2、建地的分類準則主要與植生、坡度、距道路距離、距河流遠近有關。建地的植生少、坡度小、距離道路近及距離河流遠，都符合一般建地分佈的情況，可是部分河道與旱作也具有相同的現象，以陳有蘭溪河中沙洲的旱作及外圍河道（豐丘村下方），道路的分佈密集與河川距離超過 95 米，所以產生錯誤的分類結果。
- 3、林木地與果園分類的差異在於 VI 與 NDVI 的值域不同，再加上坡度與道路、河流遠近的判別進行區分，以林木地的準則一及果園的準則一而言，植生的值域相同，差異僅在於坡度差異（林木地介於 32-38 度之間；果園在 26 度以下），會得出這樣的分類準則是從樣本得來，但是並非真實的分佈在坡度 32 度以上就沒有果園的種植，也非 26 度以下就沒有林木地的分佈，因此林木地與果園仍然誤授嚴重。
- 4、水體的分類往往是遙測影像中不論用何種分類方法精準度都高的土地利用類別，在此次分類結果中，精度達到百分之百正確

，除了水體的光譜特性明顯外，與河流中心線的資料距離為最短可以將水體分出。在此水體與河道的分界在高度 819 米處，並非 819 米處就沒有水體，而是在隨機檢核點中恰巧沒有檢核到該處的錯誤情形，才使得檢核值達到百分之百正確。

- 5、河道與崩塌地的光譜反應值是相近的，其差異在於坡度的大小及具河流中心線的遠近。坡度大的地方被判識成為崩塌地，而距河道中心線近、坡度小的則為河道。
- 6、道路在此研究區中，除台 21 線新中橫公路路寬較大外，大部分的產業道路路寬接小於影像解析度，因此單純的光譜分類並無法分類出，然藉由道路中心線的空間輔助資料加入，使得道路分類的準則一與準則二的差異在於坡度的大小，坡度大的地方離道路中心線比較遠，坡度小的地方離道路中心線比較近。不論坡度的大小為何，道路中心線資料層的加入使得道路的分類精度提高至 0.85 (Kappa)。

整體而論，空間輔助資訊的加入對於純光譜資料的判識有正向的加分作用，例如道路的正确性提高不少。在此次的決策樹分類法找出各類別光譜及空間資訊的準則所產生的結果，產生誤差的原因最主要在於樣本的選取。決策樹是一個由適當的訓練資料進行歸納學習的方法，因此訓練資料能否代表母體就相當重要，但由於該區土地利用資料缺乏全面性的資料，也就是母體的分佈情況不知，因此產生的決策準則會產生過度或不及的現象，也是造成誤差的最主要原因，Joy et al.(2003)的研究也提到，增加樣本的個數，可以提高準則的正确率。另外，本次研究所採用的 DTM 是農航所 40 米解析度的資料，年代久遠，在地形變化及空間解析度上都略有不足，以及道路系統的資料是摘自 1990 年生產的基本圖資料，缺乏農路、產業道路資料，也是造成誤差的原因。

第四節 研究成果比較

本次研究試驗採用了衛星影像光譜資訊外的其他空間輔助資訊，並以資料挖掘常用的決策樹分析法，分析山區土地利用各類別的光譜及分佈準則，與第一年（2003）年的以 ASTER、LandSat 7、Spot 5 三種資源衛星影像，第二年（2004）以高光譜的 EO-1 Hyperion 影像進行土地利用分類的過程及結果比較。第一年的研究成果說明了 Spot 5 的分類精度在三種常用的資源衛星影像中是最佳的，可能是 Spot 5 的空間解析度 10 米，比 Aster（15 米）、LandSat 7（30 米）來的高，能夠有效地偵測台灣山坡地面積較小的土地利用分佈，但是在幾種類別上卻無法偵測出，例如長年的果園與林木地、旱作與草生地，在光譜反射上幾乎相同以及路寬小與 10 米的道路等。道路的判識雖然可以利用高空間解析度的衛星影像進行判識，但是判識其他土地利用類別時，高空間解析度的影像必須投入更大的時間及人力成本，並不適合山區的土地資源調查分類。

在第二年期以高光譜的影像資料進行區分，期待可以藉由光譜解析度提高區分出旱作與草地、果園與林木地，受限於影像資料取得的問題，僅能試驗屏東三地門鄉山區，無法試驗陳有蘭溪研究區。但是在此次試驗中，發現高光譜資料經過適當轉換後的確可以提高旱作、草地、果園及林木地的判識精度，但提昇的幅度有限，並沒有預期的理想。

在此年度，嘗試用其他空間輔助資訊協助土地利用分類，主要原因是旱作、果園是人為的作物，以一般觀察而言，人為的作物及耕田必須分佈在道路系統週遭方能運輸，而人為耕田的分佈也受到坡度、高度條件的限制，過陡的坡度會限制人為的土地利用，過高的高度也會限制作物的種類。在這樣的概念下，本次研究採用坡度、高度、距道路遠近、距河流遠近

四個空間輔助資訊，並以隨機的方式選取訓練樣本得到分類準則加以分類全部地區的土地利用類別。分類的結果整體精度雖然與 2003 年的研究差異不大，但是增加了道路的分類，也就是利用道路圖層的輔助，可以在衛星影像空間解析度不足的條件下，區分出道路。此外，林木地的精度也有所提升。如果能夠增加輔助資料年代與資料精度，應能使整體的精度更向上提升。

總歸三年的研究，在台灣山區土地利用資料庫的建置上，以衛星影像的種類而言，是以 SPOT 5 或者是 Formosa II 的空間解析度最為適宜，其中隨著 Formosa II 的影像產品的品質越來越好，Formosa II 的空間解析度 8 米更優於 SPOT 5 的 10 米，且時間解析度更高，價錢更便宜，是最佳的山區土地利用資料庫建置及更新的影像資料來源。以分類的方法而言，台灣山區的林相變化大、人為土地坵塊小且不規則，加上部分作物的光譜反射在多光譜的光譜解析度之下是容易產生混淆的，因此單以光譜的資訊進行分類，事實上是不足的，建議採用其他多樣化的空間輔助資訊，並且利用知識庫的相關方法（如本次研究採用的決策樹法），可以提高土地利用分類的正確性，亦或者先經一次品質高的航測調查，後續再以影像知識庫的方式進行資料庫的更新，可以增加山區土地利用資料庫的正確性及時間性。

參考文獻

- 蔡博文 (2003) 台灣山坡地環境敏感區土地利用變遷及其對環境衝擊之研究--子計畫一：台灣山地地區土地利用時序資料庫建立之研究(II)，國科會研究報告
- 蔡博文 (2004) 台灣山坡地環境敏感區土地利用變遷及其對環境衝擊之研究--子計畫一：台灣山地地區土地利用時序資料庫建立之研究(III)，國科會研究報告
- 葉志聖 (1995) AMOEBA 影像分類計數之研究。國立交通大學土木工程學系碩士論文。
- 郭麟霖 (2000) 寒帶沼地高光譜影像分類之研究，國立交通大學土木工程學系碩士論文。
- Berry, J. A. M. & Linoff, G.(1997) *Data Mining Techniques : For Marketing, Sales, and Customer Support*, New Jersey: John Wiley & Sons.
- Brown de Colstoun, E. C., Story, M. H., Thompson, C., Commisso, K., Smith, T. G., Irons, J. R., (2003) National Park vegetation mapping using multi-temporal Landsat 7 data and a decision tree classifier, *Remote Sensing of Environment*, 85(3):316-367.
- Defries, R. S. & Townshend, J. R. G. (1994) NDVI-Driven L& Cover Classification at a Global Scale, *International Journal of Remote Sensing*, 15(17): 3567-3586.
- DeFries, R.S.; Hansen, M.; Townshend, J.(1995)Global discrimination of land cover types from metrics derived from AVHRR pathfinder data, *Remote Sensing of Environment* 54(3): 209-222.
- DeFries, R.S.; Hansen, M.; Townshend, J.R.G.; Sohlberg, R. (1995) Global land cover classifications at 8 km spatial resolution: the use of training data derived from Landsat imagery in decision tree classifiers, *International Journal of Remote Sensing*,15:3141-3168.
- Friedl, M.A.; Brodley, C.E.; Strahler, A.H.,(1999) Maximizing land cover classification accuracies produced by decision trees at continental to global scales, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 37(2) 969-977
- Hansen, M.; Dubayah, R.; DeFries, R.(1996)Classification trees: an alternative to traditional land cover classifiers, *International Journal of Remote Sensing*,16: 1075-1081
- Lilles, T. M. & Kiefer, R. W. (2000) *Remote Sensing & Image Interpretation*. Fourth Edition, New York :John Wiley & Sons
- Quinlan, J.R.(1993) *C4.5:Programs for Machine Learning*. New York:Morgan Kauffman.
- Swain, P. H. , Hauska, H.(1977) The decision tree classifier : design and potential . *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*,15(1) :142 - 147.
- Tso, B., Mather, M.M. (2001) *Classification methods for remotely sensed data*, New York: Taylor & Francis.