

應用多變數轉化偵測法於多光譜影像 變遷偵測

洪志賢¹ 陳錕山²

摘要

影像差異法為最簡單的變遷偵測方式，係兩時期影像相減。使用多光譜影像進行影像差異法，為了結合所有波段的變遷資訊，而將差值影像做主軸轉換。傳統主軸轉換使用差值影像的共變異矩陣之主成份分析(Principal Component Analysis)。本研究使用多變數轉化偵測法(Multivariate Alteration Detection, MAD)，以典型相關分析(Canonical Correlations Analysis)為基礎，考慮兩時期影像間的交叉共變異矩陣，先行主軸轉換。本方法的特色在於線性轉換之不變性，可去除兩時期影像間大氣輻射的影響。再以轉換後影像，利用卡方統計檢定法(Chi-Square Test)，判斷變遷區域，使偵測結果能更反應真實地表覆蓋的變遷。經過由差值影像與 MAD 成分所得的變遷二位元影像，證明利用線性轉換的不變性，去除前、後期影像之間輻射強度的差別，可省掉相對輻射校正的前處理，還能排除因季節性引起的變遷。由模擬影像在不同信心水準下，雜訊比與整體精度的趨勢圖，雜訊比大小對於信心水準的選取沒有影響。而整體精度在訊雜比為 10 以下較差，所以使用多變數轉化偵測法若其兩時期影像之訊雜比在 10 以下便會對偵測的結果有較大的影響。

關鍵詞：變遷偵測、影像差異法、主成份分析

1. 前言

變遷偵測的方法甚多，一般將變遷偵測的方法分為二種處理方式，即前、後期影像變遷偵測及多時期影像變遷偵測。前、後期影像變遷偵測將二張影像視為獨立部份，利用二張影像光譜上的差異進行變遷偵測，如影像差異法、分類後比較法、卡方檢定法，進行變遷的偵測。多時期影像變遷偵測將不同時期的影像，經影像前處理後（如幾何校正），合併數張影像為一張影像，之後對合併後的影像進行變遷偵測（如主軸轉換分析法）等進行變遷偵測。

影像相減法[1、2] 屬於前、後期影像變遷偵測，將經幾何及輻射校正之兩時期影像，相對應像

元灰度值相減，得一數值介於-255 至 255 的差值影像，而差值影像的灰度值分佈一般假設接近常態分佈，如圖 1.2。若差值影像像元數值接近 0，即兩時期影像灰度值相當接近，可視為不變遷，當數值接近-255 或是 255 時，即兩時期影像灰度值差甚大，則視為變遷。影像相減法概念及運算為最簡單之變遷偵測方式，但限制相對較多。缺點有：一、像元灰度值差異門檻值無定值，若選擇不用的門檻值，則成果也因此有所差異。二、差值影像中，其差值相同時，可能為由不同組合所產生，無法確認其變遷類別。

影像比例法[3]首先將兩影像相對應灰度值相除，得到一數值介於 $\frac{1}{255} \sim 255$ 之比值影像。若

¹ 國立中央大學太空科學研究所碩士

² 國立中央大學太空及遙測研究中心教授



兩像元灰度值接近，會得到接近 1 的比值；若比值接近 $\frac{1}{255}$ 或 255，表示二者灰度值差異甚大。再藉由門檻值的訂定，得到變遷的像元。此法與影像相減法類似，其缺點也與影像相減法大致相同。分類後比較法[4]屬於前、後期影像變遷偵測法，將經幾何校正後之兩時期影像，各自進行分類，產生分類類別圖。類別圖比較其類別的變化，可找出分類類別變遷之變遷形態圖。免除了影像相減法上的缺點，即門檻值的選定及變遷類型的確認。另外，分類後比較法，是各自將影像分類，因此可依興趣類別加以選定加以分析，並可以將大氣及感測器的影響減低。而精度大約為兩影像分類精度的乘積，若分類後成果不佳，將會造成大量的變遷形態錯誤。因此本法較適用於類別單純、均質的地區，而台灣土地一般較為破碎、狹小，使用分類後比較法往往成果較為不理想。

將前後時期影像相對應像元 NDVI 值相減，即可得知地表植生變化情形(植生變非植生、非植生變植生) [5]。NDVI 差值介於-1~1 之間，當前後期 NDVI 差異值為正且越接近 2 時，代表該像元由非植生變遷為植生之機率越高；反之，該差異值越接近-2，則該像元由植生變遷為非植生的機率越高。 $NDVI_{\text{前期影像}} - NDVI_{\text{後期影像}}$ 為正值時，代表綠色植物覆蓋率減少；為負值時，代表綠色植物覆蓋率增加。理論上，無變遷或變化量小的像元佔影像總像元數之比例較多，而變遷或變化量大的像元佔影像總像元數之比例較少，呈現常態分佈，可以在分佈曲線頭尾指定非植生變植生以及植生變非植生之變遷門檻值，即可偵測出變遷之區域。此方法之限制只能偵測出植生的變遷，無法偵測出其他非植生變遷的變遷型態。

卡方檢定偵測法[6]屬於前、後期影像變遷偵測的一部分，利用卡方分佈的假說測試進行變遷偵測。本法藉由在兩影像上的對應位置移動視窗進行假設測試，由移動視窗中所求出之卡方值比訂定信心區間下的卡方值來得大時，表示兩視窗的灰度值分佈差異越大，換句話說由卡方值及自由度所求相對應的機率值比信心區間小，則推翻零假設，表示

此視窗中心像元有變遷。反之則代表此視窗之中心像元未變遷。而卡方檢定法有兩種應用方式，一是直接對前、後期影像進行卡方統計檢定。另一種則是，使用多光譜影像進行影像差異法，再逐點計算多光譜的卡方值，與設立的信心水準所查得的卡方值做比較。

主軸轉換分析法變遷偵測屬於多時期影像變遷法，可以將資料經由轉換，達到降低資料維度、提高處理效率及去除波段之間的高相關性[7]。使用主軸轉換分析法進行變遷偵測[8-11]，首先將前、後兩時期的衛星影像合併成一張影像，經由主軸轉換，將原始資料轉換成數個獨立不相關的主成份，由各個主成份來說明影像變遷的資訊。經過主軸轉換後的第一主軸(PC1)及第二主軸(PC2)趨向為不變遷的土地類別，而第三主軸(PC3)及其後的主軸則包含變遷土地的資訊。多時期分類法首先將經幾何及幅射校正之兩時期影像，合併為一張影像。假設原始影像之波段數為 N 個且影像上具有 m 個類別，則合併影像波段數則為 2N 個，類別數最多為 m^2 個類別，其中 m 個為不變遷類別， $m^2 - m$ 為變遷類別。將此合併影像經由分析判斷出類別組合情形後，利用分類器分類，即為變遷類別圖。此法變遷偵測的精確度與分類器的選擇具極大的關係，且影像合併後，其可能產生類別組合會高速增多，若使用監督式分類法作多時期分類法，選取訓練區為相對複雜工作，若使用非監督式分類法，則分類後標定各自類別，因分類後影像，於真實影像上找不到對應之真實類別，或對應至多個真實類別，因此在標定上有其困難。

在變遷偵測方法都有其優缺點，本論文由最簡單的影像差異法為基礎，使用多光譜影像進行影像差異法，但由於有多個波段，對於要解釋變遷有其困難處，欲改進這個缺點，則希望對多光譜的差值影像做一主軸轉換，希望能找到使差值影像變異數最大的轉換軸，傳統轉換方法會使用主成分分析法[9、10]。而對差值影像進行主成份分析的缺點為當主成份分析法找出最大變異的主



軸，會使權重集中在前面幾個成份，造成成份變異數不平衡，而使變遷資訊有所失真。而本文則應用多變數轉化偵測法，以典型相關分析為基礎，考慮前、後期影像之間的交叉共變異矩陣，做主軸轉換。以求得有最大變異的差值影像，稱 MAD 成分，而 MAD 每個成份即代表每個波段的變化，由變化最大的波段做排列。此方法的特色在於此轉換方法具有線性轉換的不變性，即使兩時期影像因時間的不同有不同的大氣輻射，也不需要作相對的輻射校正前處理。再以 MAD 成分，利用卡方統計檢定法，結合每個成分的資訊，判斷變遷區域，偵測出的結果能更加接近實際地物的變遷。

2. 變遷偵測

2.1 典型相關分析(Canonical Correlation Analysis)

典型相關分析由 Hotelling(1936)[12]提出，用以分析兩組變數之間的線性關係，如 Anderson (1984)[13]。在典型相關分析裡，考慮兩組高斯分佈之變數 X、Y，維度為 p、q (p ≤ q)。X 與 Y 的共變異矩陣(covariance matrix)為 Σ_{XX} 、 Σ_{YY} ，交叉共變異矩陣(cross-covariance matrix)為 $\Sigma_{XY} = \Sigma_{YX}^T$ 。假設 Σ_{XX} 、 Σ_{YY} 為非奇異矩陣(non-singular)，且 $E\{X\} = E\{Y\} = 0$ 。欲求具有最大相關性之 X、Y 的線性組合，假設線性組合如(1)式，其中 a、b 為典型權重(canonical weights)，U、V 為典型變數(canonical variates)。由(1)式及(2)式之典型變數 U、V 之變異數(variance)與相關係數(correlation coefficient)如(3)式至(4)式

$$\mathbf{U} = \mathbf{a}^T \mathbf{X} \quad (1)$$

$$\mathbf{V} = \mathbf{b}^T \mathbf{Y} \quad (2)$$

$$\text{Var}\{\mathbf{U}\} = \mathbf{a}^T \Sigma_{XX} \mathbf{a} \quad (3)$$

$$\text{Var}\{\mathbf{V}\} = \mathbf{b}^T \Sigma_{YY} \mathbf{b} \quad (4)$$

為規範典型權重的數值，限制典型變量的變異數為

1，即 $\text{Var}\{\mathbf{U}\} = \text{Var}\{\mathbf{V}\} = 1$ ，則典型變數 U、V 的相關係數等於 U、V 的共變異矩陣。

$$\rho = \text{Corr}\{\mathbf{U}, \mathbf{V}\} = \frac{\text{Cov}\{\mathbf{U}, \mathbf{V}\}}{\sqrt{\text{Var}\{\mathbf{U}\} \text{Var}\{\mathbf{V}\}}} = \frac{\mathbf{a}^T \Sigma_{XY} \mathbf{b}}{\sqrt{\mathbf{a}^T \Sigma_{XX} \mathbf{a} \mathbf{b}^T \Sigma_{YY} \mathbf{b}}} \quad (5)$$

設立拉格朗日函數(Lagrange function)以求 U、V 共變異矩陣的最大值:

$$\mathbf{L} = \mathbf{a}^T \Sigma_{XY} \mathbf{b} - \frac{\lambda}{2} (\mathbf{a}^T \Sigma_{XX} \mathbf{a} - 1) - \frac{\beta}{2} (\mathbf{b}^T \Sigma_{YY} \mathbf{b} - 1) \quad (6)$$

對 a 與 b 偏微分為零，便得到可使 U、V 共變異矩陣為最大的典型權重 a、b，並代入(5)式得下列兩特徵值問題的方程式

$$\Sigma_{XY} \Sigma_{YY}^{-1} \Sigma_{YX} \mathbf{a} = \rho^2 \Sigma_{XX} \mathbf{a} \quad (7)$$

$$\Sigma_{YX} \Sigma_{XX}^{-1} \Sigma_{XY} \mathbf{b} = \rho^2 \Sigma_{YY} \mathbf{b} \quad (8)$$

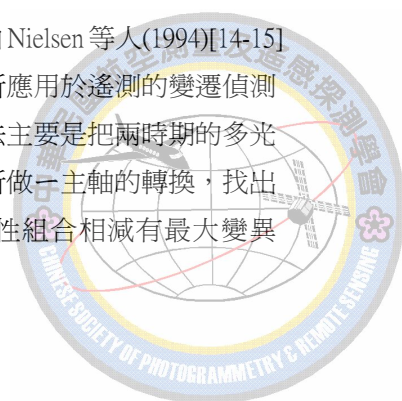
(7)式與 (8)式的特徵向量，即為 X、Y 所需的典型權重 $\mathbf{a}_1, \dots, \mathbf{a}_p$ 、 $\mathbf{b}_1, \dots, \mathbf{b}_p$ ，而兩式的特徵值 $\rho_1^2 \geq \dots \geq \rho_p^2$ ，即為典型變數 U、V 相對的典型相關係數(canonical coefficients)。若 p=q，會得到 p 個典型相關係數與典型權重，若 q>p，則會有 (q-p) 個典型相關係數為零，其相對的典型權重則捨棄不用。再把典型權重 a、b 與 X、Y 做線性組合，即可得到典型變量。而 \mathbf{U}_1 與 \mathbf{V}_1 相關性最大， \mathbf{U}_p 與 \mathbf{V}_p 相關性最小。

$$\mathbf{U}_i = \mathbf{a}_i^T \mathbf{X}_i ; i=1 \dots p \quad (9)$$

$$\mathbf{V}_i = \mathbf{b}_i^T \mathbf{Y}_i ; i=1 \dots p \quad (10)$$

2.2 多變數轉化偵測法 (Multivariate Alteration Detection)

多變數轉化偵測法由 Nielsen 等人(1994)[14-15]所提出，將典型相關分析應用於遙測的變遷偵測上。而多變數轉化偵測法主要是把兩時期的多光譜影像，以典型相關分析做一主軸的轉換，找出兩時期多光譜影像之線性組合相減有最大變異



數，以突顯兩時期影像間最大的變化。

若有 X、Y 期影像，其差值影像如(11)式，其中 k 為影像的波段數。如果影像的

$$\mathbf{X}-\mathbf{Y}=[X_1-Y_1 \cdots X_k-Y_k]^T \quad (11)$$

波段數 k 大於二，對於要同時顯現出所有波段的變化是比較困難的。為了克服這項缺點，集結變化的資訊，所以對(11)式之差值影像做主軸轉換，希望能找到一有最大變異數的線性組合

$$\text{Var}\{v_1(X_1-Y_1)+\cdots+v_k(X_k-Y_k)\}=\text{Var}\{\mathbf{v}^T(\mathbf{X}-\mathbf{Y})\} \quad (12)$$

傳統上，使用主成分分析[3、4]來達成上式的目的，但主成分分析對於變數的強度尺度太過於敏感。於是將 (12)式修改為(13)式，若約制線性組合的變異數為 1， $\text{Var}\{\mathbf{a}^T\mathbf{X}\}=\text{Var}\{\mathbf{b}^T\mathbf{Y}\}=1$ ，則可將求線性組合之差有最大變異數的問題，視作求有最小相關性的線性組合。

$$\text{Var}\{(\mathbf{a}^T\mathbf{X}-\mathbf{b}^T\mathbf{Y})\} \quad (13)$$

由 (14)式，a、b 為典型權重， $\mathbf{a}^T\mathbf{X}$ 、 $\mathbf{b}^T\mathbf{Y}$ 為典型變數。

$$\begin{aligned} \text{Var}\{(\mathbf{a}^T\mathbf{X}-\mathbf{b}^T\mathbf{Y})\} &= \text{Var}\{\mathbf{a}^T\mathbf{X}\} + \text{Var}\{\mathbf{b}^T\mathbf{Y}\} - 2\text{Cov}\{\mathbf{a}^T\mathbf{X}, \mathbf{b}^T\mathbf{Y}\} \\ &= 2(1 - \text{Corr}\{\mathbf{a}^T\mathbf{X}, \mathbf{b}^T\mathbf{Y}\}) \end{aligned} \quad (14)$$

利用典型相關分析可得最大相關的典型變數，若將典型變數以相反的順序做排列，則為有最小相關的典型變數。將前期影像的典型變數與後期影像的典型變數，並以典型相關係數由小到大排列，即為所需的有最小相關的典型變數，再做相減，便可得到多變數轉化偵測成分，簡稱為 MAD 成分，如(15)式所示。

$$[\text{MAD}_1 \cdots \text{MAD}_p]^T \rightarrow [\mathbf{a}_p^T\mathbf{X}-\mathbf{b}_p^T\mathbf{Y} \cdots \mathbf{a}_1^T\mathbf{X}-\mathbf{b}_1^T\mathbf{Y}]^T \quad (15)$$

2.3 卡方檢定偵測(Chi-Square Test)

由(16)式左側計算出之 MAD 成份卡方值，近似

一卡方分佈，所以使用卡方檢定偵測變遷區域，其中 χ_α^2 則由信心水準與自由度查得，N 為 MAD 成份數。此方法將 MAD 每成份的變化資訊結合起來，即計算每個像元的卡方值，若求出的卡方值大於設立信心水準的卡方值，則將像元視為變遷。

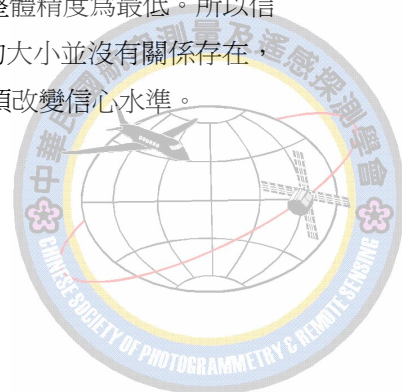
$$\sum_{i=1}^N \left(\frac{\text{MAD}_i}{\sigma_{\text{MAD}_i}} \right)^2 > \chi_\alpha^2 \quad (16)$$

3. 影像測試結果與討論

3.1 模擬影像製作及測試

模擬影像[5]係由真實 SPOT 衛星影像(中大太遙中心街收處理@CNES)，利用 ISODATA 分類為數個類別，於每一類加上高斯分佈之雜訊，使每類別像元產生混淆，為前期影像。再更改部份區域之類別，則為後期類別影像，再加入高斯分佈之雜訊，產生後期模擬影像，流程如圖 1。圖 1 為 ISODATA 分類後(a)前期 (b)後期影像; 表 1 為前期類別影像之各類別在 G, R, IR 波段上的輻射平均值。

將模擬影像以多變數轉化偵測法做線性轉換，使前期影像的線性組合與後期影像的線性組合相減的變異數最大，得 MAD 成分以變異數由大到小排列。圖 3、圖 4 為訊雜比 100、10 的 MAD 成分，圖中色彩配置圖(colorbar)標示每個成份的值域，像元值越接近值域兩端，表示此像元變化越大。再使用模擬影像的 MAD 成分，經卡方檢定偵測法，得到變遷二位元影像，圖 5、圖 6 為訊雜比 100、10 模擬影像的變遷二位元影像。圖 7 則為模擬影像在不同信心水準下，雜訊比與整體精度的趨勢圖，由趨勢圖可知，信心水準 1%的整體精度始終為最高，5%的整體精度為最低。所以信心水準的選取與訊雜比的大小並沒有關係存在，不會因為 SNR 的改變而須改變信心水準。



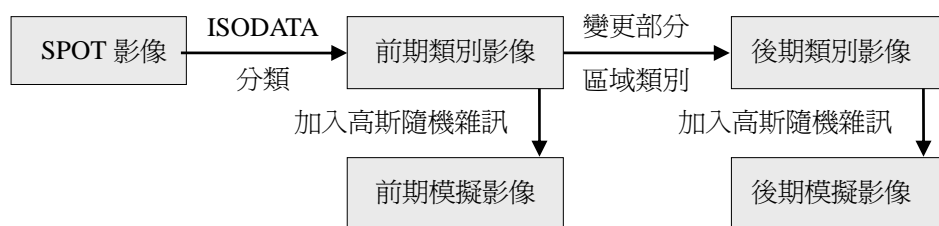


圖 2、模擬影像製作流程圖

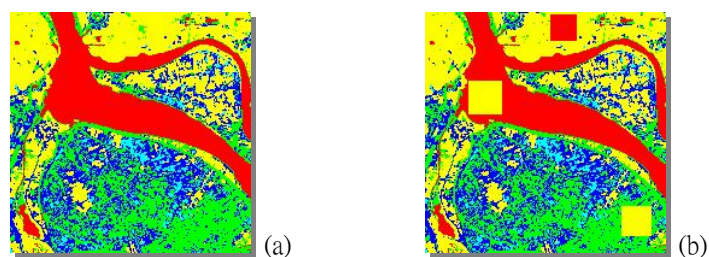


圖 3、ISODATA 分類影像 (a)前期 (b)後期

表 1、前期類別影像之各類平均值

class	1	2	3	4	5
G	23.39	95.67	139.09	203.23	168.02
R	36.98	154.77	187.92	102.89	243.70
IR	27.46	139.96	175.11	82.80	241.28

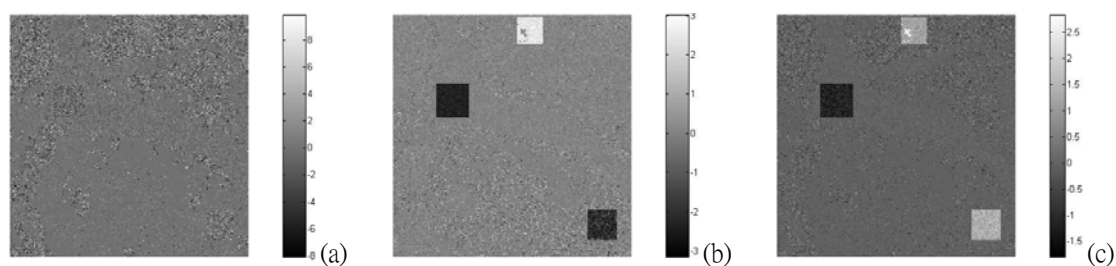


圖 4、模擬影像(SNR=100)之 MAD 成分 (a)MAD1 (b)MAD2 (c)MAD3

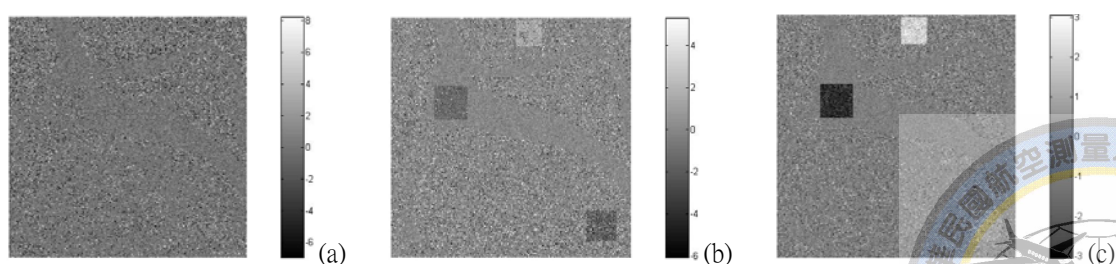
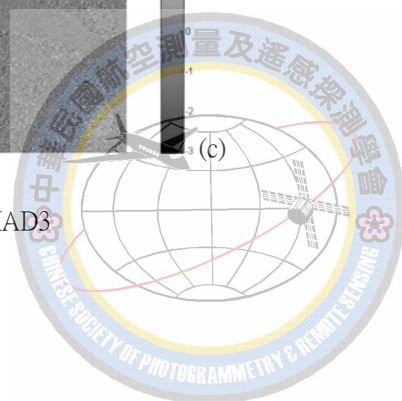


圖 5、模擬影像(SNR=10)之 MAD 成分 (a)MAD1 (b)MAD2 (c)MAD3



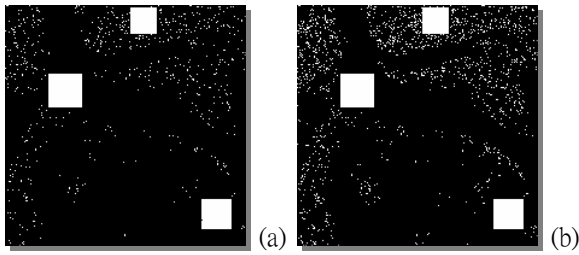


圖 6、模擬影像(SNR=100)之變遷二位元影像
(a)信心水準 1% (b)信心水準 5%

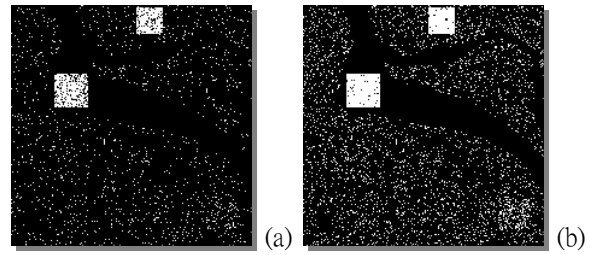


圖 7、模擬影像(SNR=100)之變遷二位元影像
(a)信心水準 1% (b)信心水準 5%

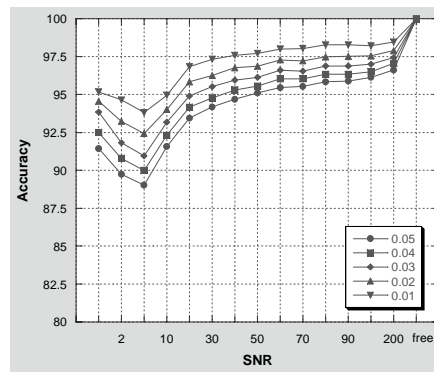


圖 8、模擬影像於不同信心水準下，訊雜比與整體精度之比較

3.2 SPOT 影像之測試

本節以 SPOT 多光譜影像進行測試。影像空間解析度為 12.5 公尺，包含近紅外光、紅光、綠光三個波段。影像大小為 200×200 像元，測試區位於石門水庫，前、後期影像分別拍攝於 1997 年 3 月及 2004 年 4 月，如圖 8。將測試影像經多變數轉化偵測法做線性轉換，得 MAD 成分如圖 9 所示。圖 10 為測試影像之差值影像與 MAD1 成分，經過 5% 信心水準的卡方檢定偵測，所得變遷二位元影像。比較兩變遷二位元影像，發現多變數轉化偵測法確實能夠忍受大氣輻射與季節性的變化，偵測出地表的變遷。由於 MAD 成份是依變異數大到小排列，如表 2，表示 MAD1 在 MAD 成份中有最大變化量，MAD3 則是最小變化量。再根據表 3，前、後期影像各個波段與 MAD

各成份之間的相關係數，發現 MAD1 在前期影像與後期影像的綠光波段間，相關係數差距最大，可以說 MAD1 主要反應綠光波段的變化。依此類推，MAD2 反應紅光波段的變化，MAD3 反應近紅外光波段，若想知道某波段的變化，便可只針對其相對應 MAD 成份。經多組影像測試發現，MAD 成份與前後期影像波段的對應關係不是絕對，不同的資料會有不同對應關係。圖 11 為測試影像 II，影像大小皆為 像元，前、後期影像皆分別拍攝於 2000 年 3 月及 2004 年 4 月，左上角之 2 度 TM 座標為(293670.84E,2784832.50N)。由圖 12 以及表 4、表 4 顯示，測試影像 II 的偵測結果與上述針對測試影像 I 的結果分析是一致的，證明了 MAD 方法在多光譜影像變遷偵測上確實能夠去除掉相對大氣輻射因季節性的變化。



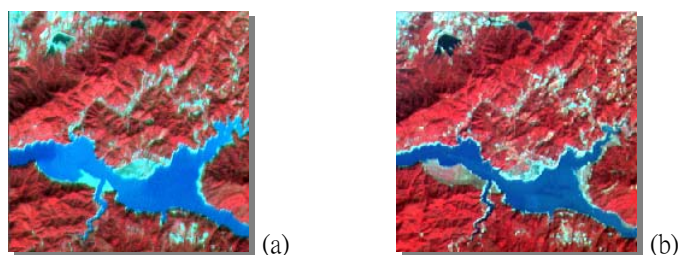


圖 9、測試影像 I (a)前期影像(199703) (b)後期影像(200404)

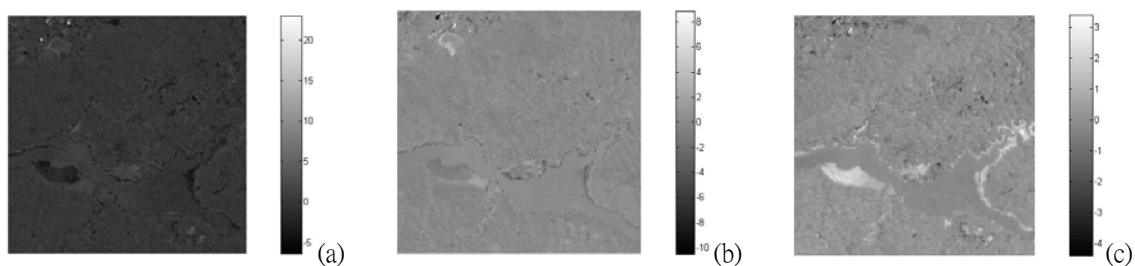


圖 10、測試影像 I MAD 成份 (a)MAD1 (b)MAD2 (c)MAD3

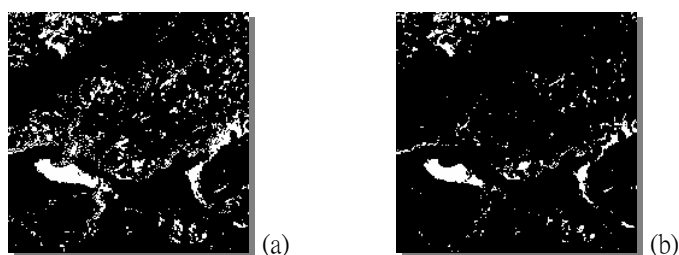


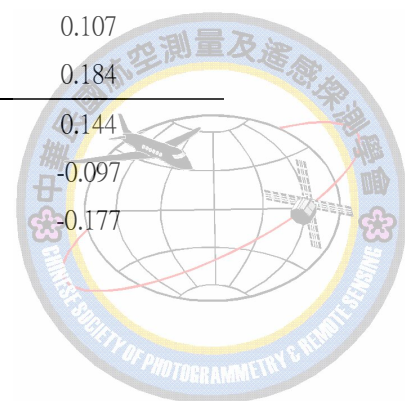
圖 11、測試影像 I 之變遷二位元影像 (a)差值影像 (b)MAD3 成份

表 2、測試影像 I 之典型相關係數與成分變異數

	典型相關係數	成份變異數
MAD1	0.610	0.780
MAD2	0.838	0.325
MAD3	0.911	0.178

表 3、測試影像 II 兩時期影像各波段與 MAD 各成分之相關係數

		MAD 1	MAD 2	MAD 3
199703	G	0.179	0.175	-0.157
	R	0.013	0.215	0.107
	IR	-0.034	0.136	0.184
200404	G	-0.196	-0.207	0.144
	R	-0.013	-0.219	-0.097
	IR	0.032	-0.154	-0.177



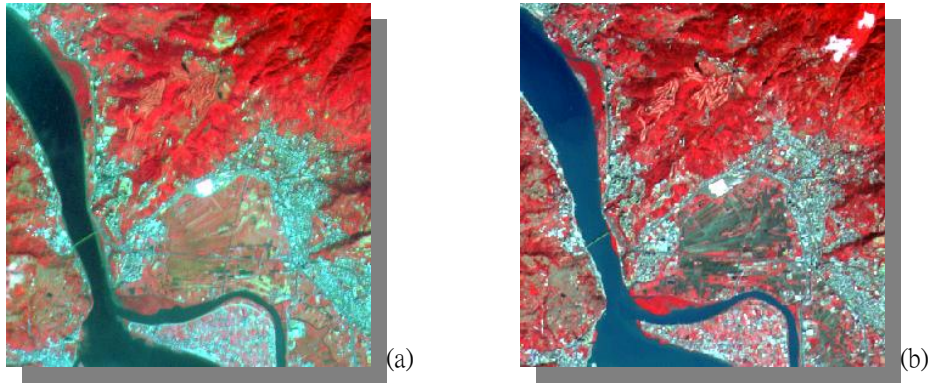


圖 11、測試影像 II (a)前期影像(2000-03) (b)後期影像(2004-04)

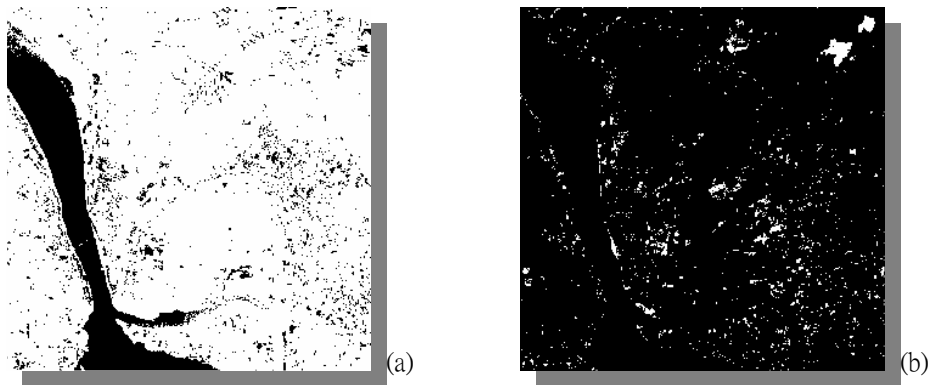


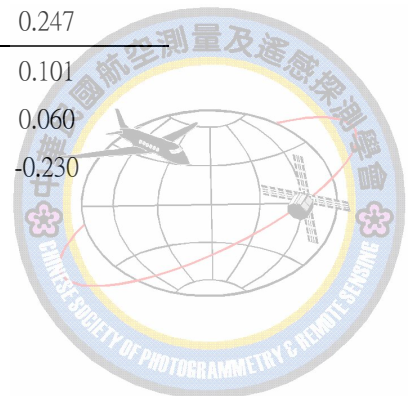
圖 12、測試影像 II 變遷二位元影像:(a)差值影像 (b)MAD3 成份

表 4、測試影像 II 之典型相關係數與成份變異數

	典型相關係數	成份變異數
MAD1	0.952	0.096
MAD2	0.983	0.035
MAD3	0.996	0.008

表 5、測試影像 II 兩時期影像各波段與 MAD 各成分之相關係數

		MAD 1	MAD 2	MAD 3
199703	G	0.170	0.331	-0.058
	R	0.022	0.356	-0.054
	IR	0.042	0.029	0.247
200404	G	-0.217	-0.311	0.101
	R	-0.069	-0.352	0.060
	IR	-0.149	-0.114	-0.230



4. 結論

本研究目的為衛星影像之變遷偵測，偵測出地物覆蓋類別的改變。以影像差異延伸，使用多變數轉化偵測法做主軸轉換。經過由差值影像與 MAD 成分所得的變遷二位元影像，證明利用線性轉換的不變性，去除前、後期影像之間大氣輻射強度的差別，可以避免繁複的相對輻射校正的前處理，還能排除因季節性引起的變遷。在抗雜訊檢定方面，信心水準的選取與訊雜比的大小並沒有關係存在，不因 SNR 的改變而須改變信心水準。而整體精度在訊雜比為 5 時最差，但還是能維持在 80、90 以上，這是由於真實為非變遷且偵測為非變遷的像元數遠比真實為變遷且偵測為變遷之像元數多，以至準確度還能維持不錯。不過真實為變遷且偵測為變遷之像元數卻在訊雜比 10 後突然減少很多。所以使用多變數轉化偵測法若其兩時期影像之訊雜比在 10 以下便會對偵測的結果有較大的影響。

多變數轉化偵測法是屬於多變數資料分析，所以不單是多光譜影像可以利用本方法，未來或許可使用其他影像資料，例如高光譜影像資料，甚至多偏極的 SAR 影像資料也可使用多變數轉化偵測法，進行變遷偵測的研究。另外在使用卡方統計檢定法偵測變遷，是逐像元進行，所以在遇到較雜亂的環境，例如都市，便會出現很多點狀的變遷，所以或許可以結合區塊化的方法，使偵測區的變遷是塊狀的，而不會有點狀的變遷，更能達到變遷區域的辨識。

5 參考文獻

Stauffer, M.L. and R.L. McKinney, "Landsat Image Differencing as An Automated Land Cover Change Detection Technique," Computer Sciences Corporation, Technical Memorandum CSC/TM-78/6215 Silver Spring, MD, 1978

Singh, A., "Change Detection in the Tropical Forest Environmental of Northern India using Landsat,"

Remote Sens. and Tropical Land Management, M.J. Eden and J.T. Parry, Eds. John Wiley & Sons, London, pp.237-254, 1986

Wilson, J. R., C. Blackman, and G. W. Spann, "Land use Change Detection using Landsat Data," Proceedings of the 5th Annual Remote Sensing of Earth Resources Conference, University of Tennessee, Tullahoma, TN, 1976, pp.79-91

Rubec, C.D., and J. Thie., "Land use Monitoring with Landsat Digital Data in Southwestern Manitoba", Proceedings of the fifth Canadian Symposium on Remote Sensing, Victoria, BC, pp. 136-150, 1987

Jensen, J. R, Introduction Digital Image Processing: A Remote Sensing Perspective, Second edition, Prentice Hall., 1996

Press, W.H., S.A. Teukolsky, W.T. Vetterling and B.P. Flannery, Numerical Recipes in C: 2nd ed. Cambridge University Press, 1992.

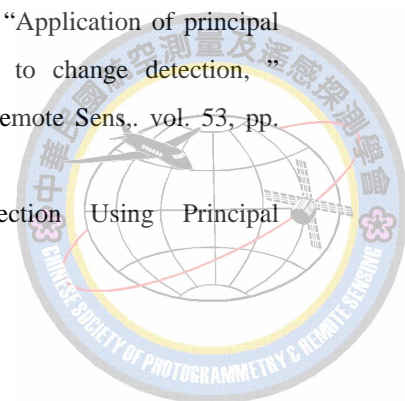
Lillesand, T.M., and R.W. Keifer, Remote Sensing and Image Interpretation, 2nd ed, Wiley & Sons, 1979

Byrne, G.F., P.F. Crapper, and K.K. Mayo, "Monitoring Land-cover Change by Principal Component Analysis of Multitemporal Landsat Data," Remote Sensing Environ., vol.10, pp. 175-184, 1980

Weismiller, R.A., S.J. Kristoof, D.K. Scholz, P.E. Anuta, and S.A. Momen, "Change Detection in Coastal Zone Environments," Photogramm. Eng. and Remote Sens., vol. 43, pp. 1533-1539, 1977

Fung, T. and LeDrew, E. "Application of principal components analysis to change detection," Photogramm. Eng. Remote Sens., vol. 53, pp. 1649-1658, 1987

Gong, P., "Change Detection Using Principal



- Component Analysis and Fuzzy Set Theory,”
Can. J. Remote Sens., vol. 29, pp. 22-29, 1993
- Cooley, W. W., and Lohnes, P. R., Multivariate Data
Analysis, Wiley, New York, 1971
- Anderson, T. W., An Introduction to Multivariate
Statistical Analysis, 2nd ed., Wiley, New York,
1984
- Nielsen, A. A., K. Conradsen and J. J. Simpson,
“Multivariate Alteration Detection (MAD) and
MAF Postprocessing in Multispectral,
Bitemporal Image Data: New Approaches to
Change Detection Studies,” Remote Sens.
Environ., vol. 64, pp. 1-19, 1998
- Canty, M. J., A. A. Nielsen and M. Schmidt,
“Automatic Radiometric Normalization of
Multitemporal Satellite Imagery,” Remote Sens.
Environ., vol. 91, pp. 441-451, 2004



Application of Multivariate Alteration Detection to Change Detection in Multi-spectral Imagery

Chih-Hsien Hung¹ Kun-Shan Chen²

ABSTRACT

When detecting changes in panchromatic images taken at different points in time, it is customary to analyze the difference between two images. Areas with little or no change have zero or low absolute values, and areas with large changes have large absolute values in the difference image. If image data gives more than two channels, it is difficult to visualize changes in all channels simultaneously. To solve this problem and to collect information on change, linear transformations of the image data can be considered. Traditionally, we make linear transformation by using principal component analysis via the covariance matrix of difference between two images. In this study, we perform linear transformation by applying multivariate alteration detection (MAD) by cross-matrix between two images. The property of the multivariate alteration detection transformation is the linear scale invariance. So, if we use MAD, preprocessing by linear radiometric normalization is superfluous. To detect the change areas by Chi-Square test, and the major changes is directly related to target changes, not seasonal or atmospheric effects. Results verify the effectiveness of the MAD method for change detection of multi spectral images.

Key Words: change detection, principal component analysis, canonical correlation analysis

¹ M.Sc., Institute of Space Science, National Central University

² Professor, Center for Space and Remote Sensing Research, National Central University



Received Date: Dec 13, 2005

Revised Date: Mar. 27, 2006

Accepted Date: Mar. 28, 2006