



Department of Biosystems Engineering
LAB of Multi-Spectral & Image Processing

三種主軸成分法於 數位影像特徵擷取與判別之研究

*Study on the Three PCA Methods for
Feature Extraction and Classification of Digital Image*

羅竣威 謝清祿

國立屏東科技大學

中華民國 94 年 9 月 2 日

前言

- 主軸成分法(Principal Component Analysis, PCA)常被應用於分光影像之處理上，主要是可將資料維度縮減及特徵抽取，因多分光影像擁有更多資訊，故利用PCA對於光譜的選擇將有很大的效益，也可同時達到短時檢測之目的。
 1. 應用多分光影像攝影系統，進行MS培養基影像擷取試驗。
 2. 使用不同PCA策略理論分別針對各分光影像進行特徵值(Feature)抽取，並減少不必要的分光影像資訊。
 3. 利用貝氏分類器(Bayes classifiers)對不同PCA策略之特徵值進行培養基污染判別。

理論分析

分光谱影像原理(1)

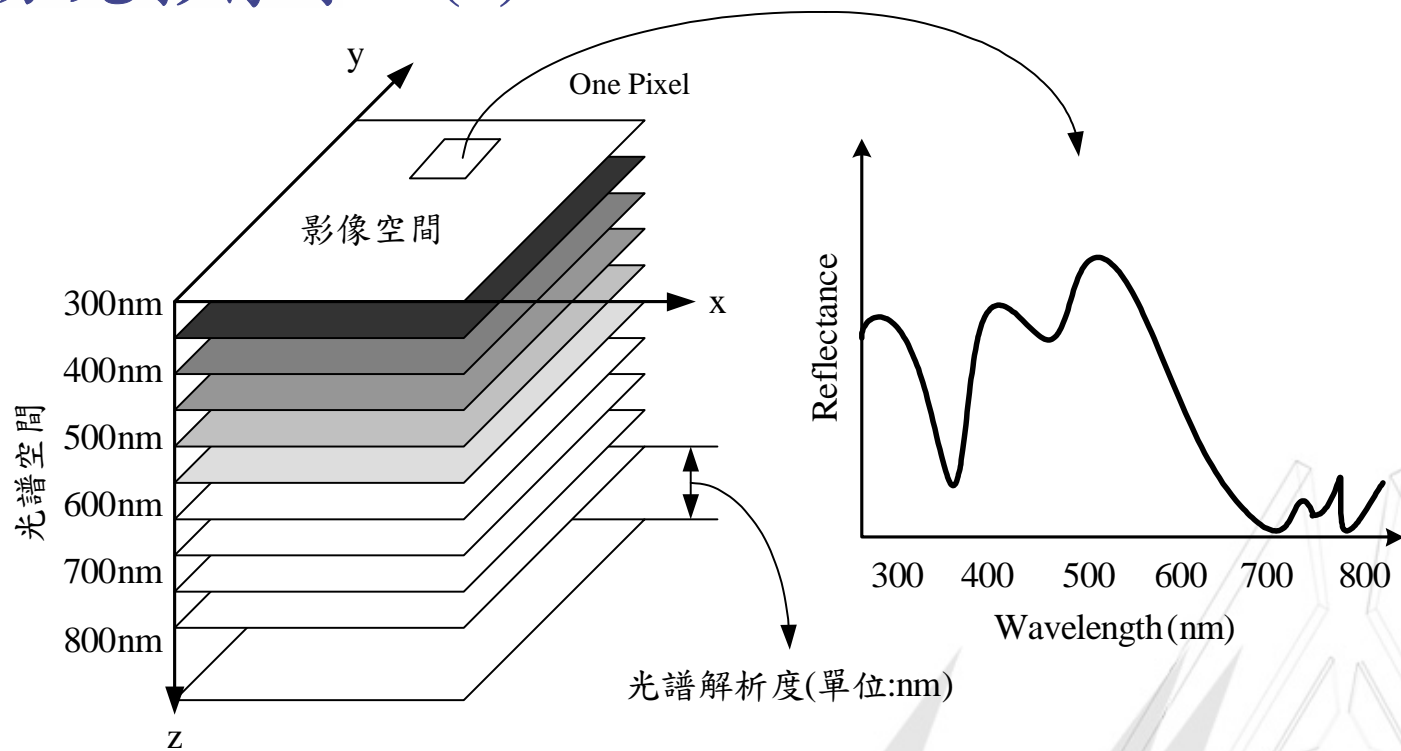


圖1 分光谱影像示意圖

分光谱影像原理(2)

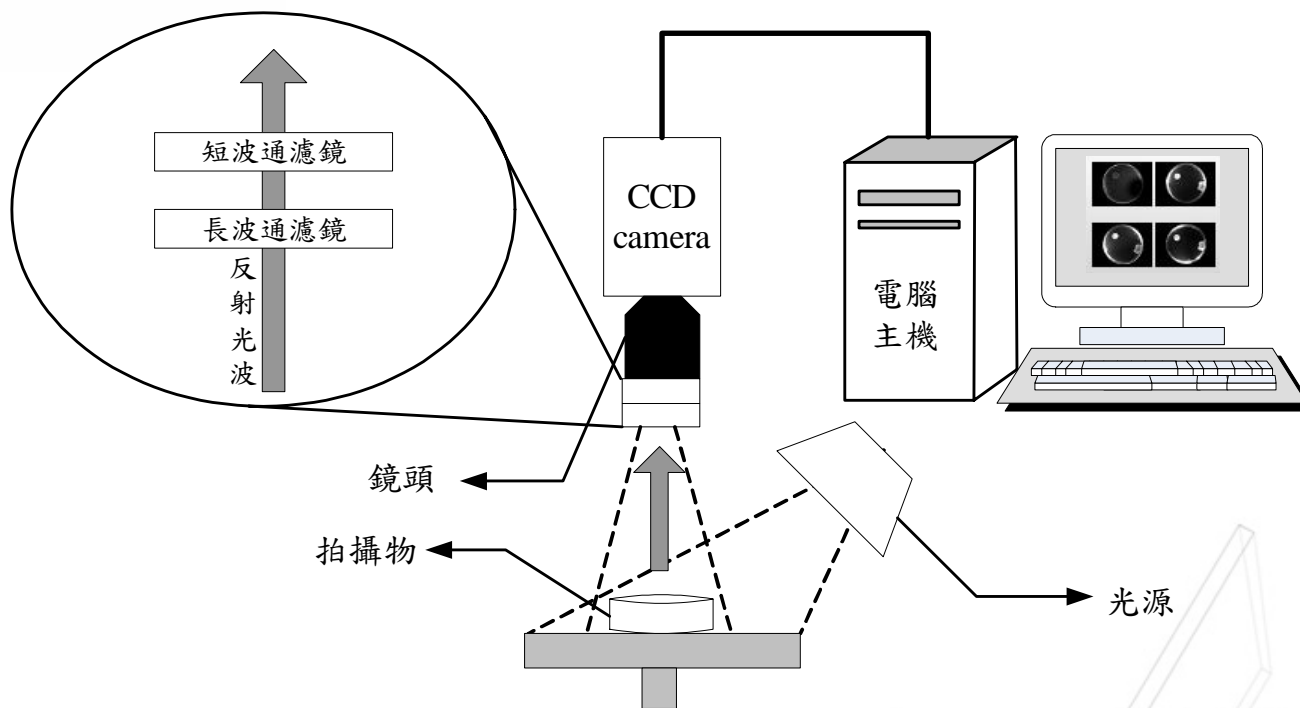


圖2 濾鏡分光原理之示意圖

主軸成分法

主軸成分法是一種資料轉換方法，在影像處理中稱作主軸轉換法(Principal Component Transformation, PCT)。其基本概念係將原始變數轉換成一組線性獨立的變數向量，其稱為主軸向量(Principal Components, PC)，本研究PCA理論分成三種，即單一波段多樣本(策略A)、單一樣本多波段(策略B)、多波段多樣本(策略C)。

■ 單一波段多樣本(策略A)

將一張長乘寬($N \times N$) pixels的 Γ' 影像，將之排成行向量 Γ ($N^2 \times 1$) 形式 (Turk & Pentland, 1991)：

$$\Gamma_{i, 1} = \Gamma'_{j, k}$$
$$(i = 1, \dots, N^2; j, k = 1, \dots, N)$$

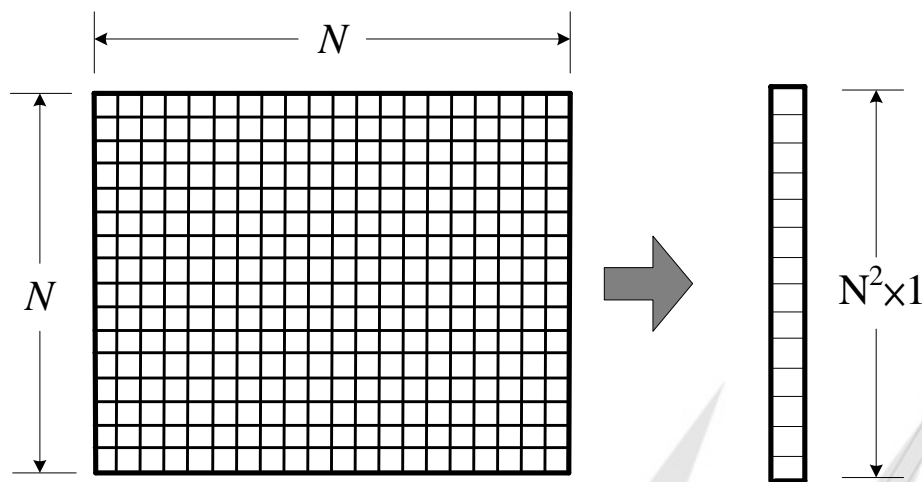


圖3 二維影像($N \times N$)排列成 $N^2 \times 1$ 向量

M個樣本影像排列成行向量 Γ ($N^2 \times 1$) 形式：

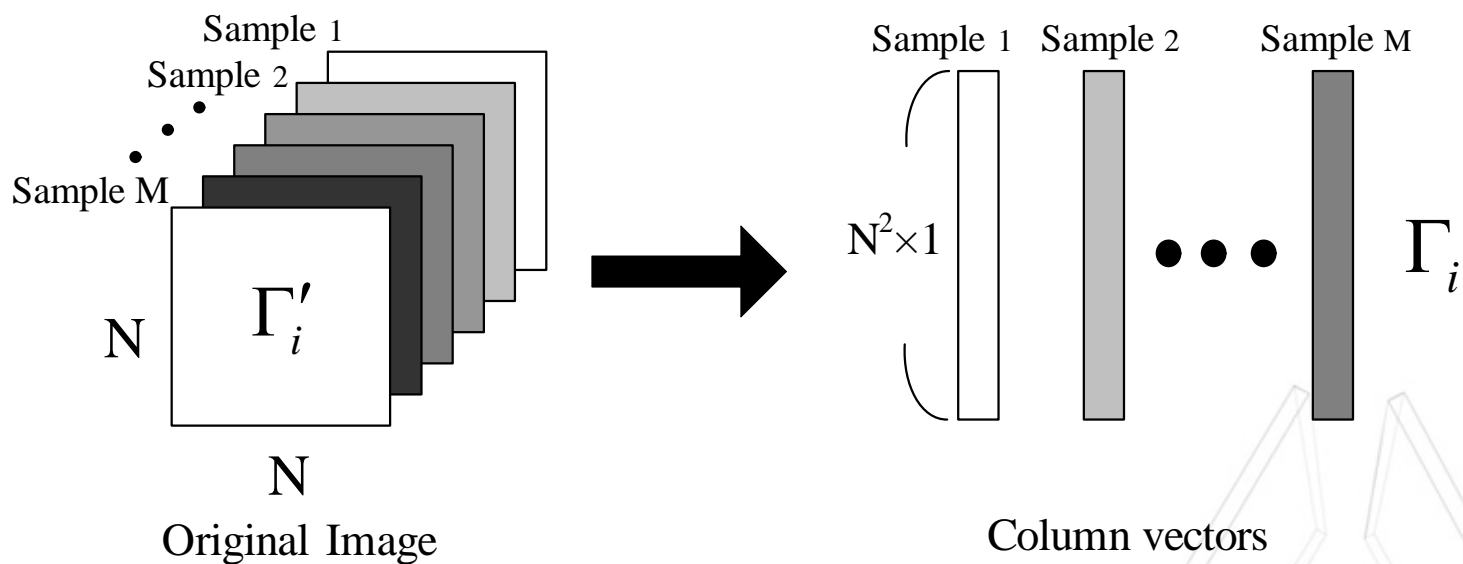


圖4 單一波段多樣本向量串接示意圖

- M個 Γ 向量的平均向量 Ψ :

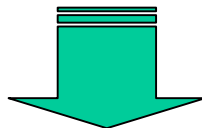
$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_i^M \Gamma_i$$

- M個 Γ 向量的 Φ_i 差值向量:

$$\Phi_i = \Gamma_i - \Psi \quad (i = 1, \dots, M)$$

- 共變異矩陣(Covariance matrix, C):  維度大小 $N^2 \times N^2$

$$C = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Phi_n \Phi_n^T = AA^T, \quad A = [\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_M]$$

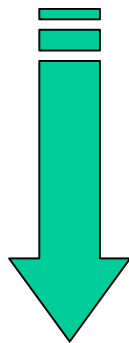


特徵向量 x_i (Eigenvectors)

- L矩陣維度大小為M×M (Turk & Pentland, 1991) :

$$L = A^T A \quad \Rightarrow \quad \text{特徵向量 } v_k, \text{ 特徵值 } \lambda_k$$

$$M < N^2$$



C矩陣真實的特徵向量 U_1

$$\lambda_1 \geq \lambda_2 \dots \geq \lambda_M$$

- 特徵空間(Eigenspace, U) 維度大小為M×N²:

$$U_l = \sum_{k=1}^M v_{l,k} \Phi_k \quad l = 1, \dots, M \quad \Rightarrow \quad \text{取前M'特徵向量 (主成分)}$$

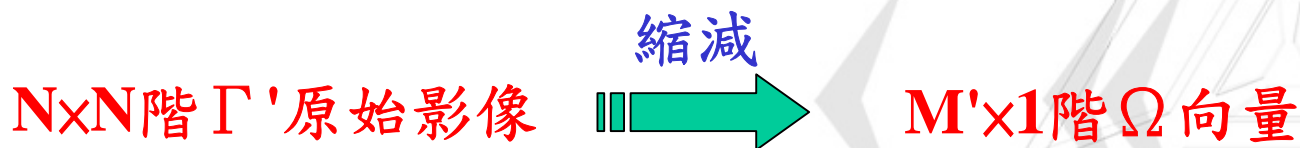
今設有兩類待辨識的樣本，分別為群1及群2，此以代號 G_1 及 G_2 表示，其中 Γ_1 及 Γ_2 向量映射至特徵空間：

$$\Omega_1 = U^T (\Gamma_1 - \Psi) \quad \Omega_2 = U^T (\Gamma_2 - \Psi)$$

式中 Ω_1 及 Ω_2 分別為 G_1 及 G_2 類別的特徵參數。

待測影像 Γ_t 映射至特徵空間U：

$$\Omega_t = U^T (\Gamma_t - \Psi)$$



■ 多波段單一樣本(策略B)

將某個樣本B個波段長乘寬($N \times N$) pixels的 Γ' ‘分光影像’，將之排成 $X(N^2 \times 1)$ 向量形式(林，2002；Gonzalez & Wood，2002)：

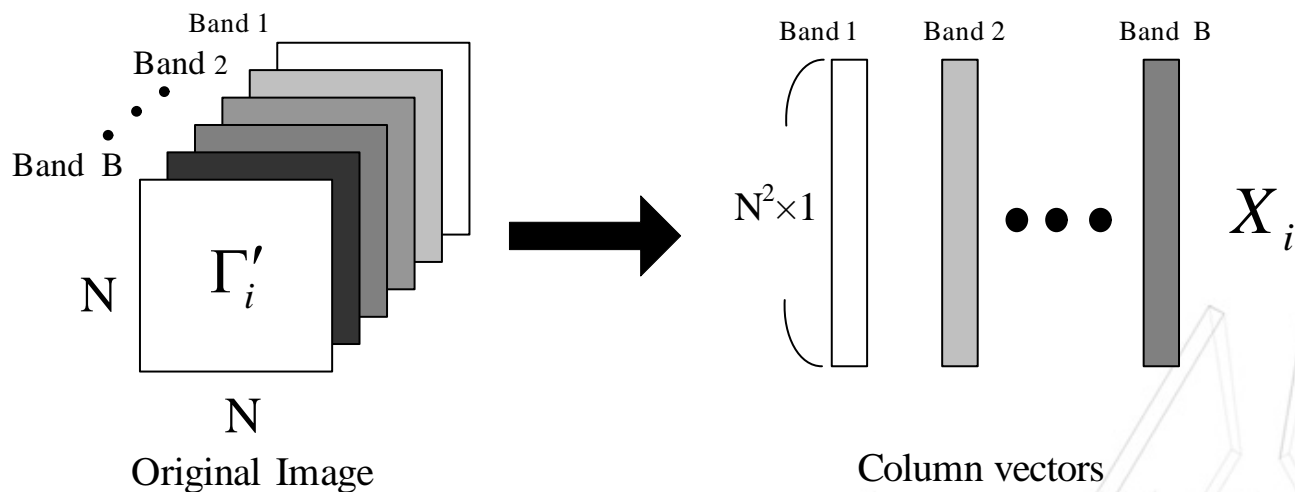


圖5 多波段單一樣本向量串接排列示意圖

- 共變異矩陣(Covariance matrix, C):  維度大小 $B \times B$

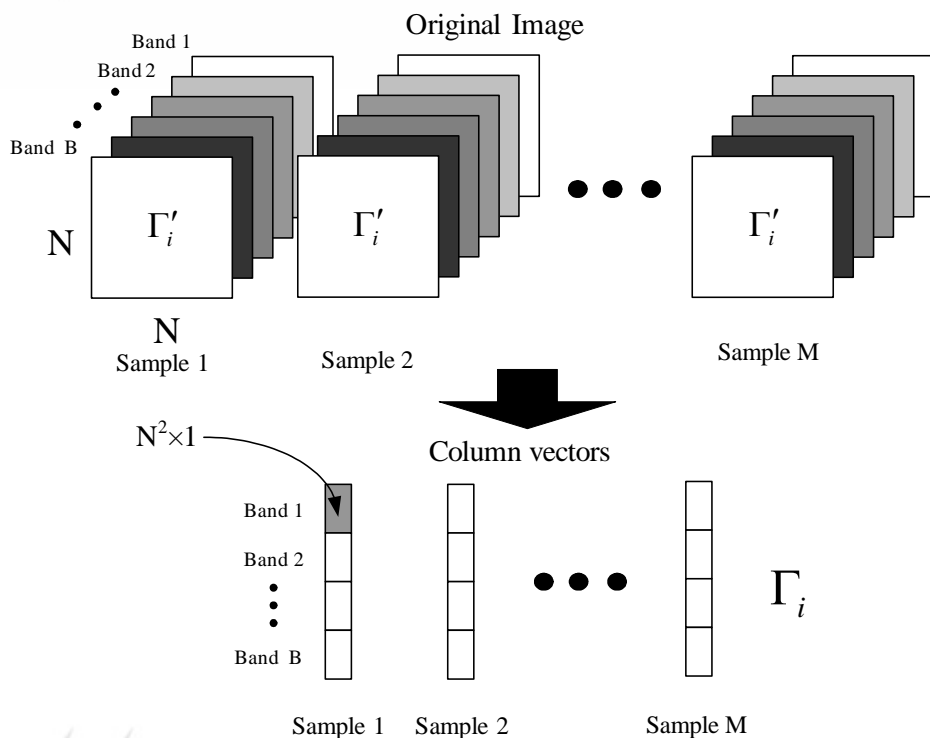
$$C = \frac{1}{B} \sum_{n=1}^B \Phi_n \Phi_n^T = AA^T, \quad A = [\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_B]$$

原始變數 X 與共變異數矩陣 C 之特徵向量 E 的線性組合：

$$PC = E^T \cdot X \quad \rightarrow \quad \begin{bmatrix} PC_1 \\ PC_2 \\ \vdots \\ PC_B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} e_{11} & e_{12} & \cdots & e_{1B} \\ e_{21} & e_{22} & \cdots & e_{2B} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ e_{B1} & e_{B2} & \cdots & e_{BB} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \\ \vdots \\ X_B \end{bmatrix}$$

式中 X_i 映射至特徵向量 E ($\lambda_1 \geq \lambda_2 \dots \geq \lambda_B$) 中，即可獲得光譜空間的主成分影像(PC image)。

多波段多樣本(策略C)



(Quintiliano & Santa-Rosa, 2003)

行向量排列:

$$\Gamma_{i,1} = \Gamma'_{j,k,p}$$

$$(i = 1, \dots, BN^2; j, k = 1, \dots, N; p = 1, \dots, B)$$

$N \times N \times B$ 階 Γ' 分光影像



縮減

$M' \times 1$ 階 Ω 向量

圖6 多波段多樣本向量串接排列示意圖

■ 貝氏分類器

該理論係藉由母體的事前機率(Prior Probability)及已知類別之原始資訊去推得事後機率(Posterior Probability)，事後機率即為用以歸類的鑑別機率。

決策函數 $d_j(x)$ ：

$$d_j(x) = p(x / \omega_j)P(\omega_j) \quad j = 1, 2$$

$p(x / \omega_j)$ 表示未知類群 x 屬於 ω_j 類別的機率

$P(\omega_j)$ 表示 ω_j 類別發生的機率

今設兩類別呈**高斯模式分佈**，**G₁群**及**G₂群**於母體的發生機率為相同，即 $P(\omega_1) = P(\omega_2) = 0.5$ ：

$$d_j(x) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |C_j|^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2}(x - m_j)^T C_j^{-1} (x - m_j)\right] \quad j=1,2$$

樣本平均值：

$$m_j = \frac{1}{N_j} \sum_{i=1}^{N_j} x_{1i}$$

樣本共變異矩陣：

$$C_j = \sum_{i=1}^{N_j} (x_{1i} - m_j)(x_{1i} - m_j)'$$

上式中n表示類別向量的維度， N_j 則為訓練樣本數目
指數形式轉為自然對數形式：

$$d_j(x) = -\frac{1}{2}(x - m_j)^T C_j^{-1} (x - m_j) - \frac{1}{2} \log |C_j| \quad j=1,2$$

若待測樣本x的決策函數為 $d_2(x) < d_1(x)$ ，則x屬於**群1**；
反之 $d_2(x) > d_1(x)$ ，則x屬於**群2**。

實驗方法與設備

多分光影像擷取系統

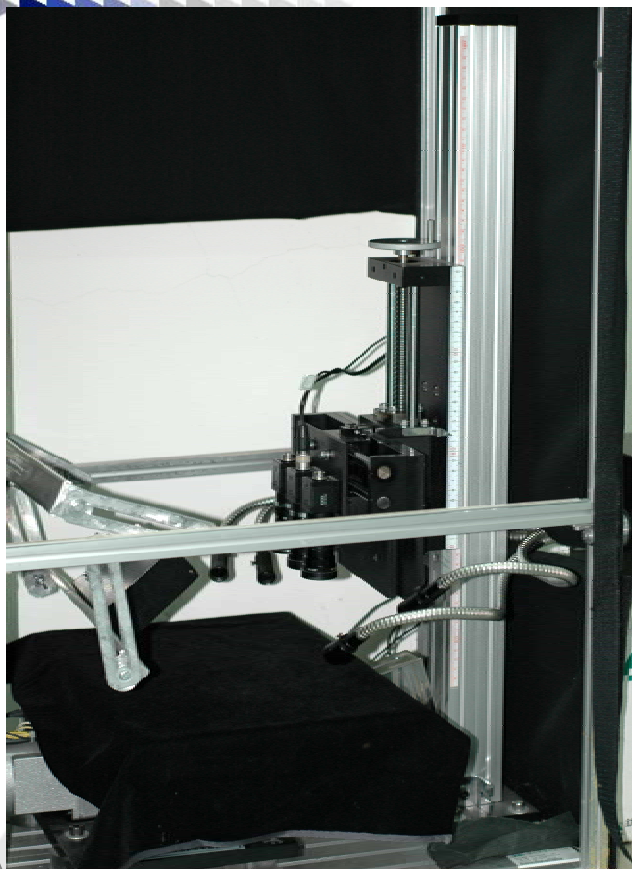


圖8 多分光影像擷取系統實體圖

CCD 規格	<ul style="list-style-type: none"> ■ 紫外線：Japan, SONY, XC-EU50, 300~420nm ■ 可見光：Japan, SONY, XC-ES50, 400~770nm ■ 紅外線(1)：Japan, SONY, XC-EI50, 400~870nm ■ 紅外線(2)：Japan, Sakai, KC-1700E, 850~1050nm
濾鏡	<ul style="list-style-type: none"> ■ 長波通濾鏡：LP400~700每隔20nm及850 nm共16種 ■ 短波通濾鏡：SP400 ~700每隔20nm一種，共15種
光源	<ul style="list-style-type: none"> ■ 紫外光源：USA, UVP, UVGL-58, 366nm波段 ■ 可見光源(短弧氙燈)：Taiwan, Rocoos, 300~800nm ■ 紅外LED光源(1)：Japan, Saikai, 850nm及880nm ■ 紅外線光源(2)：Taiwan, CAMTEK, 120W, 840nm
鏡頭	<ul style="list-style-type: none"> ■ Japan, Sakai, LMV413H, 焦距4.8 mm, 光圈F1.3
其它	<ul style="list-style-type: none"> ■ 影像擷取卡：IMAQ PCI-1411 (NI)

污染檢測實驗流程

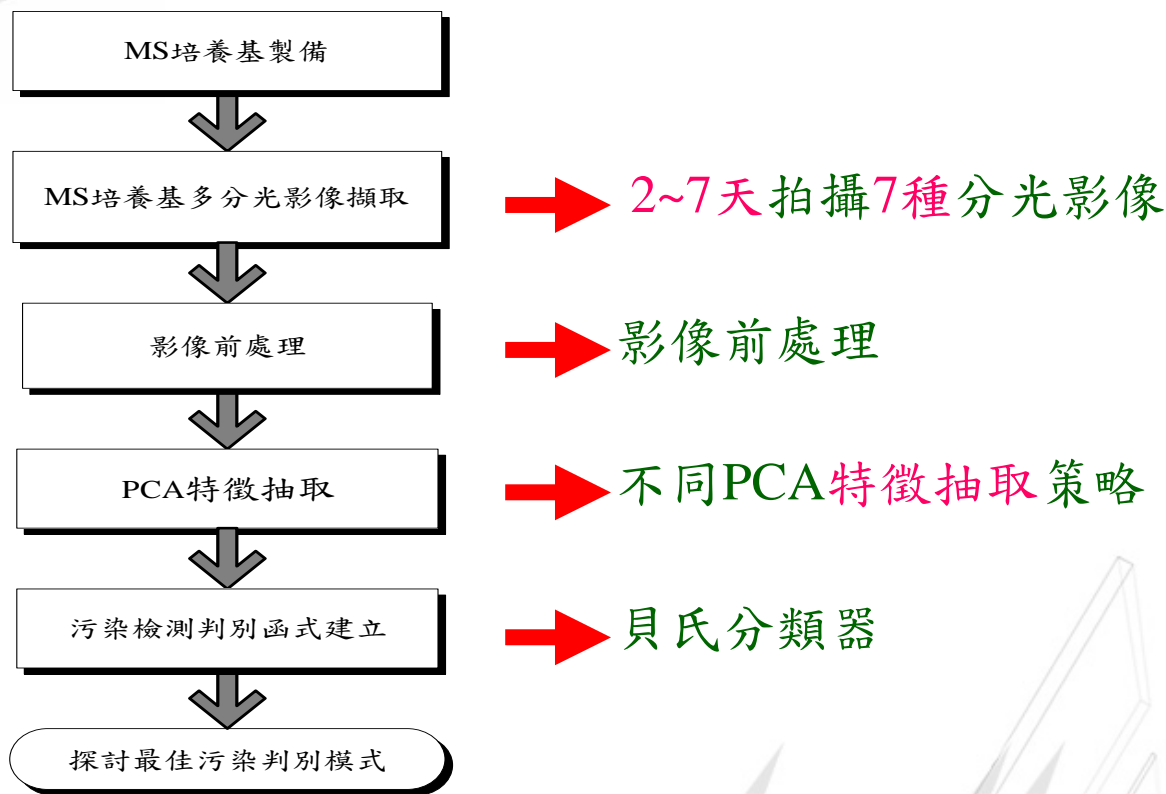
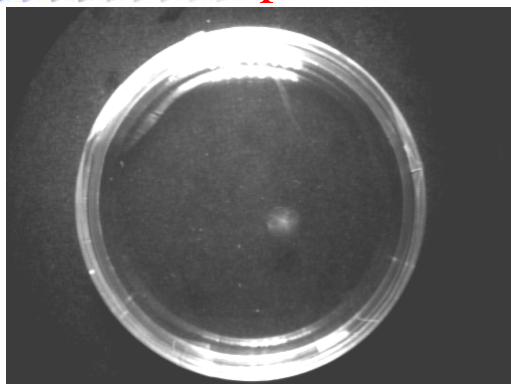


圖11 培養基污染檢測實驗流程圖

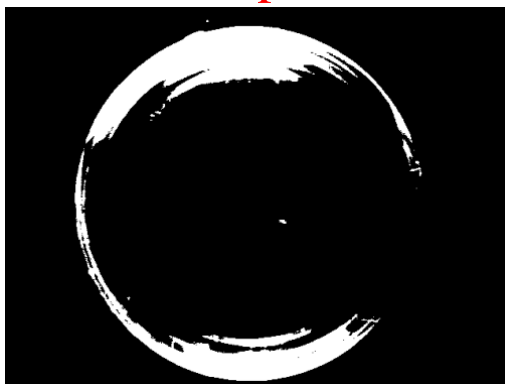
影像前處理

Step 1



灰階化

Step 2



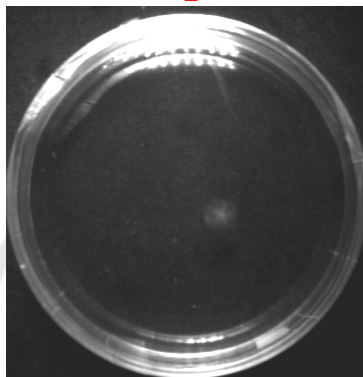
二值化

Step 3



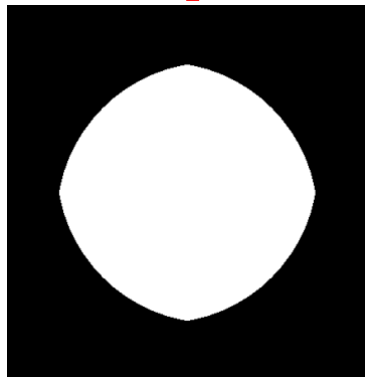
邊緣搜尋

Step 4



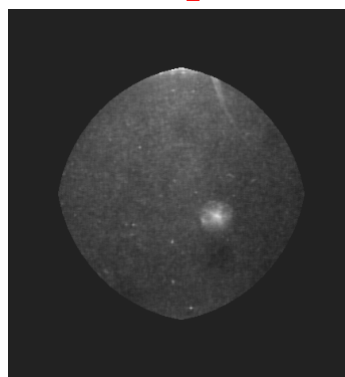
邊緣切割

Step 5



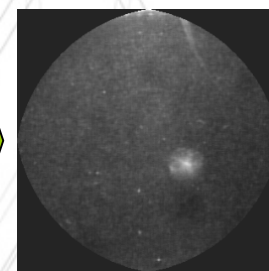
侵蝕中心圓

Step 6



影像相乘

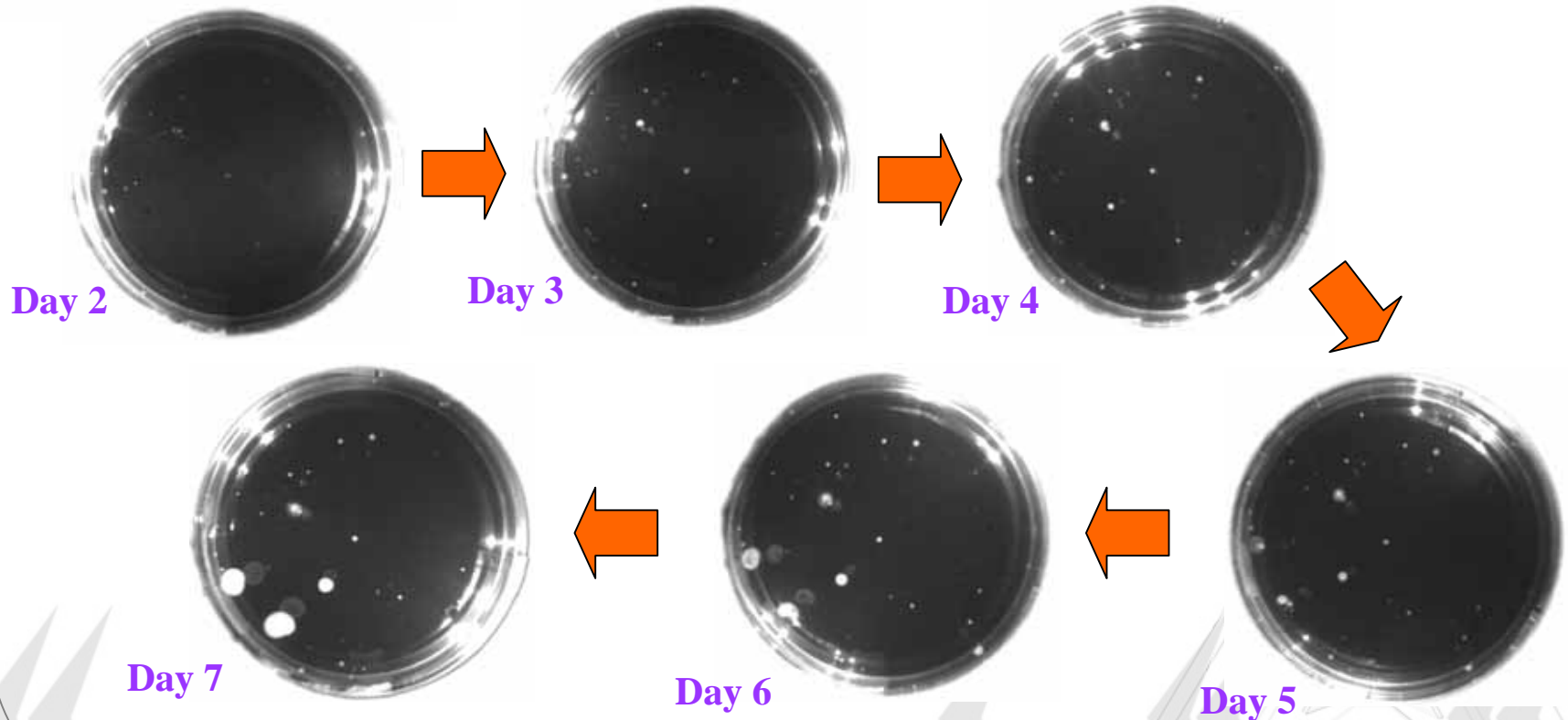
Step 7



完成

結果與討論

2~7天MS培養基400~770nm影像



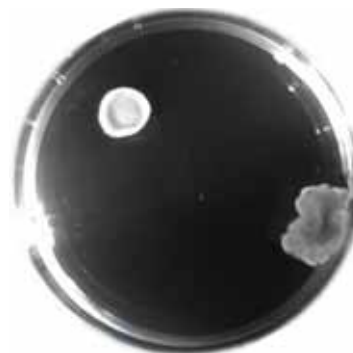
不同波段之有汙染MS培養基影像



400~700nm



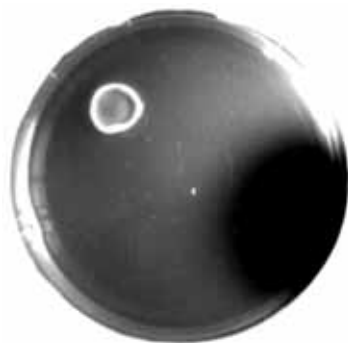
400~770nm



480~560nm



560~620nm



300~400nm



850~870nm



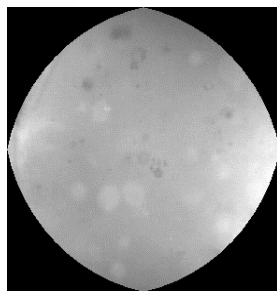
850~1050nm

不同策略之PCA影像(1)

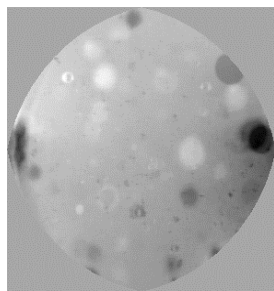
策略A

(單一波段多樣本)

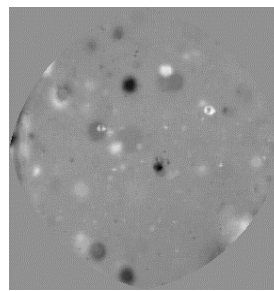
取前23個特徵空間



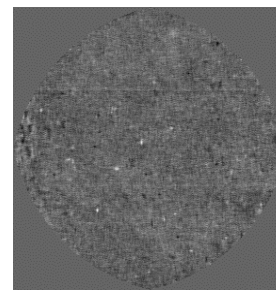
PC1



PC3



PC26



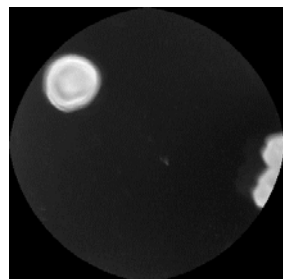
PC150

策略B

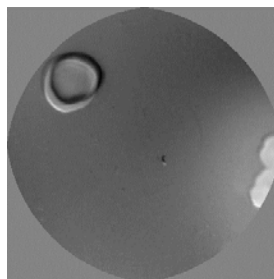
(單一樣本多波段)

取前2個主成分影像

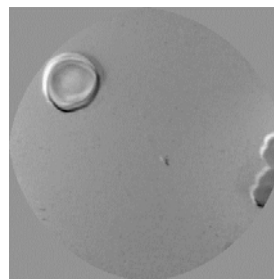
(平均值)



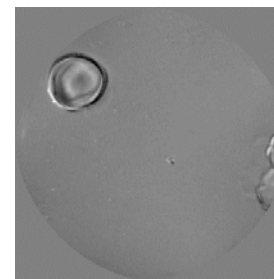
PC1



PC2

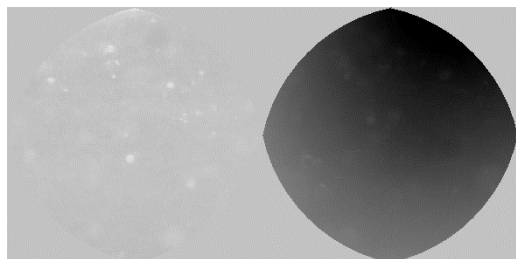


PC3

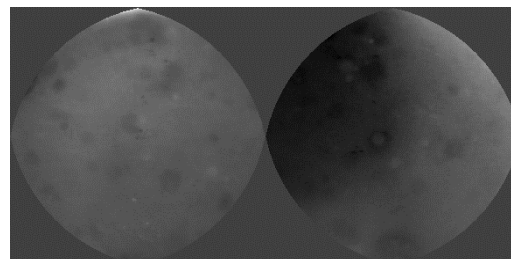


PC6

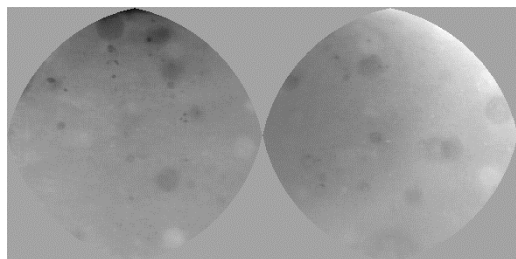
不同策略之PCA影像(2)



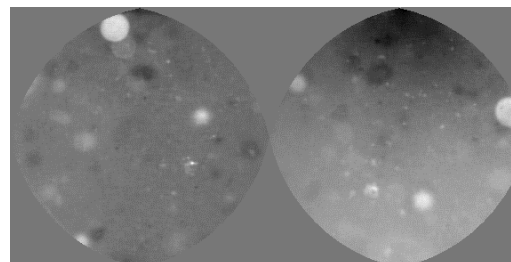
PC1



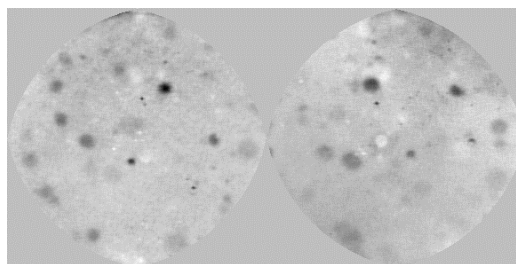
PC2



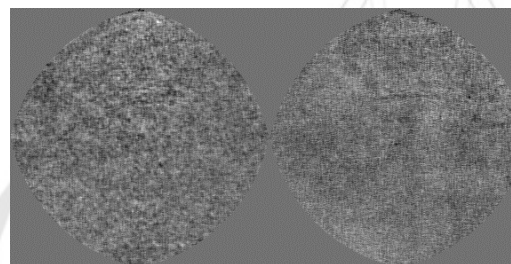
PC3



PC4



PC34



PC150

策略C

(多樣本多波段，850-870 nm
+300-400 nm)

取前23個特徵空間

策略A判別率

樣本數300

校正150 測試150

波段 日期	300-400 nm (%)	850-870 nm (%)	400-700 nm (%)	480-560 nm (%)	560-620 nm (%)	400-770 nm (%)	850-1050 nm (%)	平均值 (±標準差)
第2日	64	60	64	64	70	61	59	63.1(±3.7)
第3日	58	64	58	63	56	62	54	59.3(±3.8)
第4日	78	86	74	75	74	76	70	76.1(±5.0)
第5日	86	86	88	87	88	88	82	86.4(±2.1)
第6日	88	88	89	89	88	86	90	88.3(±1.3)
第7日	88	90	88	90	89	88	90	89.0 (±1.0)
平均值 (±標準差)	77.0 (±13.1)	79.0 (±13.3)	76.8 (±13.6)	78.0 (±12.5)	77.5 (±13.3)	76.8 (±12.7)	74.2 (±15.6)	

策略B判別率

貝氏分類器	
日期	判別正確率 (%)
第2日	50
第3日	74
第4日	71
第5日	79
第6日	88
第7日	82
平均值	74.0

■ 策略C判別率

日期 \ 波段	B1 (%)	B2 (%)	B3 (%)	B4 (%)	B5 (%)	B6 (%)	B7 (%)	平均值 (±標準差)
第2日	68	63	63	62	60	62	64	63.1(±2.5)
第3日	61	65	64	68	58	70	62	64.0(±4.1)
第4日	87	91	88	88	86	86	88	87.7(±1.7)
第5日	89	92	88	87	86	91	91	89.1(±2.3)
第6日	89	88	88	90	90	90	89	89.1(±0.9)
第7日	90	91	89	91	90	88	89	89.7 (±1.1)
平均值 (±標準差)	80.7 (±12.8)	81.7 (±13.8)	80.0 (±12.8)	81.0 (±12.6)	78.3 (±15.1)	81.2 (±12.1)	80.5 (±13.6)	

B1: 560~620nm+850~870 nm; B2: 480~560 nm+850~870 nm

B3: 400~770 nm+850~870 nm; B4: 300~400 nm+850~870 nm

B5: 850~1050 nm+850~870 nm; B6: 300~400 nm + 400~770 nm + 850 nm~870 nm

B7: 480~560 nm + 560~620 nm + 850 nm~870 nm

策略C不同特徵數判別

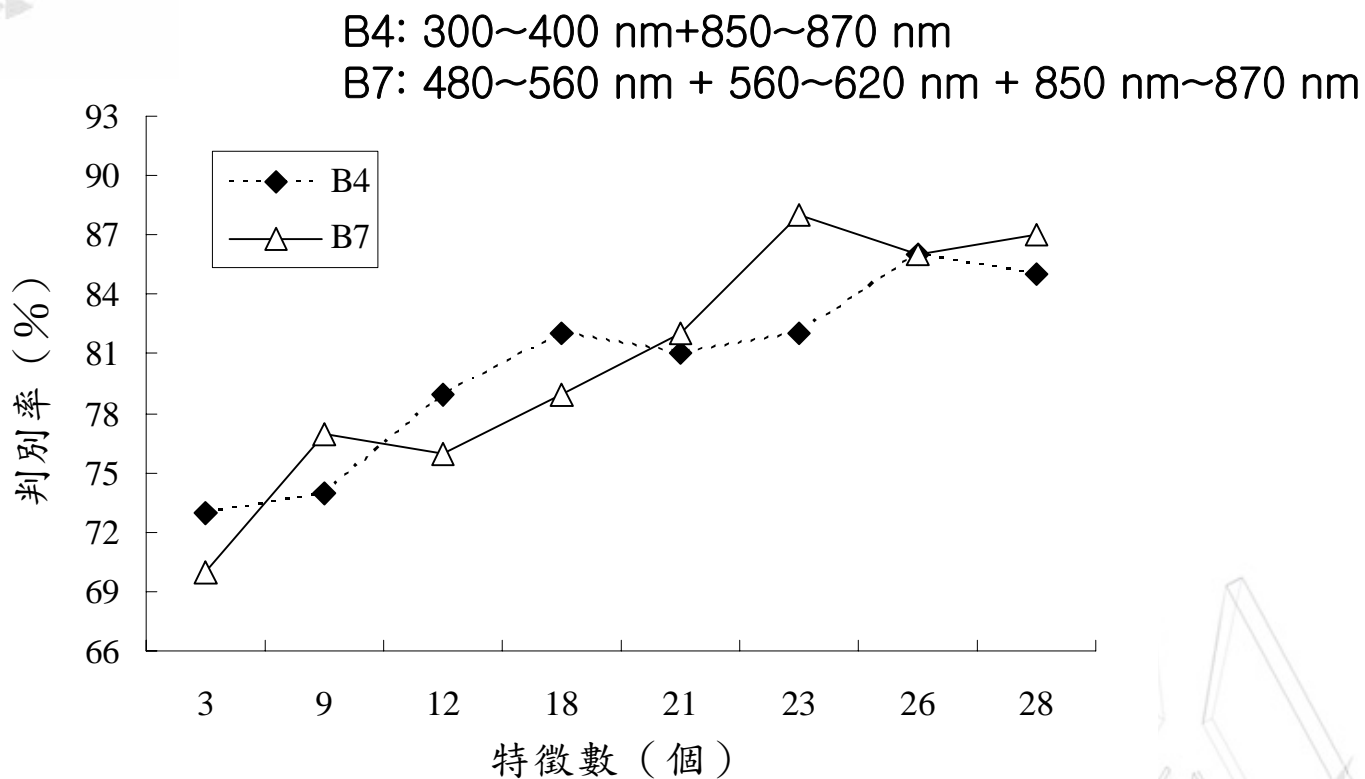


圖12 不同特徵數與判別正確率關係圖(第4天影像)

結論

主軸成分法配合判別分析的貝氏分類器進行影像特徵歸類，PCA的特徵抽取方法，可將複雜的影像辨識問題簡化，無須繁複的特徵抽取運算，即能有最佳的影像資訊表現，而PCA所提供的資料維度縮減方式，可針對分光影像降低龐大的特徵資訊，且不流失原始影像的重要資訊，試驗結果顯示，在不同PCA的抽取策略，利用多波段多樣本的PCA法則，對於這些擁有多種光譜特性的數位影像於特徵抽取上，較單一樣本多波段、單一波段多樣本的抽取策略，有較佳的效果。

建議

本方法亦能用在多維度的影像空間，例如應用在彩色數位影像的辨識上，彩色影像為R、G、B所產生的三維空間資訊，同樣能以PCA方法將此三維空間進行特徵的抽取及壓縮，對於彩色影像的圖案辨識，亦可提升辨識上的效率。本研究建議，此方法甚值得於資訊量龐大的數位典藏系統中，數位影像資訊儲存、檢索、及辨識等的研究應用。

THE END

敬請指教~ 謝謝!!



National Pingtung University of Science & Technology
LAB of Multi-Spectral & Image Processing